

**Teilautomatisierte Erstellung und Anpassung von Komponenten-
Kennfeldern für Gasturbinen mit Hilfe von Betriebsdaten-Auswertung
und numerischen Näherungsverfahren**

Von der Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Abteilung Maschinenbau der

Universität Duisburg-Essen

zur Erlangung des akademischen Grades

DOKTOR-INGENIEUR

genehmigte Dissertation

von

Marcel Zwingenberg

aus

Dinslaken

Referent: Prof. Dr.-Ing. F.-K. Benra

Korreferent: Prof. Dr.-Ing. D. Söffker

Tag der mündlichen Prüfung: 13.11.2014

Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Strömungsmaschinen im Institut für Energie- und Umweltverfahrenstechnik der Universität Duisburg-Essen im Rahmen einer Kooperation mit der Siemens AG, Division Power & Gas. Während dieser Zeit war ich als externer Mitarbeiter bei der Siemens AG in Mülheim an der Ruhr beschäftigt.

An dieser Stelle möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Friedrich-Karl Benra für die langjährige wissenschaftliche Förderung, die hervorragende fachliche und menschliche Betreuung sowie die vielen fachlichen Diskussionen während dieser Zeit bedanken. Herrn Prof. Dr.-Ing. Dirk Söffker danke ich für die Übernahme des Korreferats. Weiterhin möchte ich mich bei allen Institutsangehörigen für die konstruktiven Diskussionen, das hervorragende Arbeitsklima und die stete Hilfsbereitschaft bedanken.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Dr.-Ing. Klaus Werner, Siemens AG, der diese Arbeit erst ermöglicht hat und mir jederzeit mit fachlichem Rat und seinem großen Erfahrungsschatz zur Seite stand.

Meinen Eltern Arno und Iris Zwingenberg danke ich dafür, dass sie mir die wissenschaftliche Ausbildung ermöglichten und für die Unterstützung, die sie mir jederzeit entgegen gebracht haben.

Diese Arbeit ist meiner Frau Viola Zwingenberg gewidmet. Ohne ihre fortwährende Unterstützung hätte ich diese Arbeit nicht erstellen können.

Inhaltsverzeichnis

Bildverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis.....	IX
Nomenklatur.....	XI
1 Einleitung.....	1
1.1 Problemstellung	2
1.2 Zielsetzung.....	3
2 Grundlagen	5
2.1 Statistik.....	5
2.2 Thermodynamik.....	7
2.2.1 Regelung	8
2.2.2 Numerisches Modell	11
2.2.3 Kreisprozessrechnung	13
2.2.4 Auswertung von Messdaten	16
2.2.5 Transformation von Messdaten	22
2.3 Numerik.....	24
2.3.1 Optimierungsverfahren	24
2.3.2 Fuzzylogik.....	25
2.3.3 Stromlinienkrümmungsverfahren	28
3 Datenvalidierung	30
3.1 Datenbasis	30
3.2 Detektion von Anomalien	30
3.2.1 Thermodynamische Auswertung	31
3.2.2 Diagnostische Parameter	34

3.2.3	Detektion	36
3.3	Einzelfehlerisolierung.....	45
3.3.1	Prinzip der Gas-Pfad-Analyse	45
3.3.2	Modellierung der GPA für stationäre Gasturbinen.....	46
3.3.3	Ergebnisse	50
3.4	Mehrfehlerisolierung	52
3.4.1	Prinzip	52
3.4.2	Optimierung der MFI	59
3.4.3	Ergebnisse	63
3.5	Umsetzung der Datenvalidierung.....	69
4	Datenaufbereitung.....	73
4.1	Datenbasis.....	73
4.2	Alterungseffekte.....	74
4.3	Zeitliche Dekorrelation	77
4.3.1	Verdichtermassenstrom	77
4.3.2	Verdichterwirkungsgrad	80
4.3.3	Brennkammerdruckverlust	80
4.3.4	Turbinenwirkungsgrad.....	81
4.3.5	Ergebnisse	82
4.4	Konsolidierung	84
4.4.1	Flottenauswertung.....	84
4.4.2	Verdichterkennfeld	85
4.4.3	Turbinenkennfeld	86
5	Numerische Modellierung	87
5.1	Verdichter	88

5.1.1	Verwendetes Modell	88
5.1.2	Verwendete Verlustmodellierung	89
5.1.3	Kalibrierung	92
5.1.4	Ergebnisse.....	105
5.1.5	Plausibilisierung.....	120
5.2	Turbine	131
5.2.1	Verwendetes Modell	131
5.2.2	Verwendete Verlustmodellierung	133
5.2.3	Kalibrierung	137
5.2.4	Ergebnisse.....	149
5.2.5	Plausibilisierung.....	157
5.3	Gesamtmodell	168
5.3.1	Erstellung Gesamtmodell.....	168
5.3.2	Validierung Gesamtmodell.....	171
6	Zusammenfassung und Ausblick.....	175
	Literaturverzeichnis.....	178
	Anhang	185
	Lebenslauf.....	188

Bildverzeichnis

Bild 1-1: Strommix der Bundesrepublik Deutschland bis 2030 auf Basis des BMWi [18]	1
Bild 2-1: Verlauf ausgewählter Parameter am Beispiel der Regelungskonzepte für Teillast von GE 7F (links), siehe [38] und Siemens V64.3 (rechts), siehe [33]	9
Bild 2-2: Turbinendurchflusszahlen als Funktion der Massenstromverhältnisse	10
Bild 2-3: Energiebilanz der Brennkammer	14
Bild 2-4: Schematische Beziehung von Sekundärluftsystem und T_{Ti} [32]	15
Bild 2-5: Aufteilung der Alterungseffekte für Gasturbinen schwerer Bauart [57]	20
Bild 2-6: Zugehörigkeitsfunktionen [36]	26
Bild 2-7: Anwendung des Minimum-Operators [36]	27
Bild 2-8: Anwendung des Maximum-Operators bei mehreren aktiven Regeln [36]	27
Bild 2-9: Darstellung der S1- und S2-Flächen, Novak [47]	29
Bild 3-1: Vergleich von Δy - und $\Delta \Delta y$ -Werten bei Grund- und Teillast	37
Bild 3-2: Einfluss thermisch träger Messstellen auf den ermittelten Verdichterwirkungsgrad	38
Bild 3-3: Darstellung der diagnostischen Parameter und des Detektionslimits	40
Bild 3-4a/b: Variationen des IIR-Filters für Sprung- und Impulsfunktion des $\Delta \Delta y$ -Wertes	41
Bild 3-5a/b: Detektion einer Kurzzeitanomalie und zugehörige Fehlersignatur	44
Bild 3-6: Fehlerkombinationssets der MFI	54
Bild 3-7: Prozess der MFI	55
Bild 3-8: Zugehörigkeitsfunktion der skalierten Parameterabweichung	56
Bild 3-9: Zugehörigkeitsfunktion der relativen Frequenz	56
Bild 3-10: Zugehörigkeitsfunktion der skalierten Parameterstandardabweichung	57
Bild 3-11: Zugehörigkeitsfunktion Fehlerwahrscheinlichkeit	57
Bild 3-12: IPR als Funktion des k-Koeffizienten	64
Bild 3-13: IPR als Funktion von KPR und FPR	64
Bild 3-14: IPR als Funktion von PR	65
Bild 3-15: Dreidimensionale Darstellung der CCM der finalen Konfiguration der MFI	67
Bild 3-16: GUI GaT-Data EVO	70

Bild 3-17: Evolution der diagnostischen Parameter 71

Bild 3-18: Darstellung der RMS der EFI..... 71

Bild 3-19: Darstellung des Verlaufs des isolierten Signals 72

Bild 4-1: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Verdichterdruckverhältnisses 75

Bild 4-2: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Verdichterwirkungsgrades..... 76

Bild 4-3: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Turbinenwirkungsgrades 77

Bild 4-4: Auswirkung der zeitlichen Dekorrelation auf den polytropen Turbinenwirkungsgrad..... 82

Bild 4-5: Korrigierter und unkorrigierter isentroper Verdichterwirkungsgrad..... 83

Bild 4-6: Bestimmung der Klemmenleistung im Designpunkt 84

Bild 4-7a/b: Konsolidierung des Verdichtermassenstromkennfeldes..... 85

Bild 5-1: Strömungsfeld in einem Axialverdichterlaufrad, Dohmen [19]..... 90

Bild 5-2: Geometrischer Aufbau und Definition der verwendeten Bezeichnungen, Bräunling [8] 92

Bild 5-3: Prinzipielle Darstellung von Profilverlusten und Abströmwinkeln [8]..... 93

Bild 5-4: Rasterung der WinTS-Daten für die Erstellung des NEM 98

Bild 5-5: Residuen der vier verwendeten NEM für die Kalibrierung 101

Bild 5-6: Quervergleich der Gradienten für Massenstrom und Wirkungsgrad 101

Bild 5-7: Flussdiagramm der Kalibrierung für das SKV Verdichter 103

Bild 5-8: Evolution der acht Tuningkoeffizienten für $\Delta\alpha$ und Y_t 106

Bild 5-9a/b: Massenstromdifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten 108

Bild 5-10a/b: Residuen des NEM für die Generierung der Rasterpunkte 108

Bild 5-11a/b: Massenstromdifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast... 109

Bild 5-12a/b: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Verdichter und Messwerten..... 112

Bild 5-13a/b: Massenstromdifferenz zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast..... 117

Bild 5-14a/b: Wirkungsgraddifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast . 118

Bild 5-15: Totaldruckdifferenz für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter) 122

Bild 5-16: Totaltemperaturdifferenz für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)..... 123

Bild 5-17: Differenzgeschwindigkeit für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)..... 124

Bild 5-18: Differenz der Strömungswinkel für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter) 124

Bild 5-19: Inzidenz VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter	126
Bild 5-20: Deviation VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter	126
Bild 5-21: Totaler Profilverlust VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter	127
Bild 5-22: Totalverlust VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter	128
Bild 5-23: De-Haller Kriterium VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter	128
Bild 5-24: Totaldruckdifferenz im gewählten Grundlastbetriebspunkt (Verdichter)	130
Bild 5-25: Totaltemperaturdifferenz im gewählten Grundlastbetriebspunkt (Verdichter)	130
Bild 5-26: Differenz der Strömungswinkel im gewählten Betriebspunkt (Verdichter)	131
Bild 5-27: Strömungsphänomene innerhalb einer Turbinenkaskade, Denton [15]	133
Bild 5-28: Winkeldefinitionen SKV Turbine [30]	136
Bild 5-29: Skalierter Druckrückgewinn als Funktion des Abströmwinkels	137
Bild 5-30: Rasterung des für die Kalibrierung relevanten Bereichs	140
Bild 5-31: Antwortfläche Turbinenwirkungsgrad für das thermodynamische Interimsmodell	141
Bild 5-32: Relative Gradienten des isentropen Turbinenwirkungsgrades in Stufe 3	146
Bild 5-33: Flussdiagramm der Kalibrierung für das SKV Turbine	147
Bild 5-34: Evolution exemplarischer Tuningkoeffizienten	150
Bild 5-35: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Turbine und Messwerten über Π_T^*	151
Bild 5-36: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Turbine und Messwerten über n_T^*	152
Bild 5-37: Untransformierte Datensätze und definierte Turbinenfahrlinie	154
Bild 5-38: Turbinenfahrlinie des transformierten Datensatzes	155
Bild 5-39: Initiales und finales SKV Turbine nach Transformation auf Fahrlinie	156
Bild 5-40: Evolution der Delta-Tuningkoeffizienten für die Deviation	158
Bild 5-41: Evolution der Delta-Tuningkoeffizienten der schaufelreihenspezifischen Deviation	159
Bild 5-42: Differenz der Strömungswinkel für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)	161
Bild 5-43: Differenz der Entropie für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)	162
Bild 5-44: Differenz des Totaldrucks für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)	163
Bild 5-45: Differenz Totaltemperatur ohne SAS für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine) ...	164
Bild 5-46: Änderung der Strömungswinkel auf Basis von CFD Rechnung und Kalibrierung	165

Bild 5-47: Profilverluste für TLe3 und TLa3 als Funktion von n_T^* und Π_T^*
Bild 5-48: Profilverluste für TLe4 und TLa4 als Funktion von n_T^* und Π_T^*
Bild 5-49: Totalverluste für TLa3 und TLa4 als Funktion der maßgeblichen Parameter
Bild 5-50: Flussdiagramm der Erstellung des numerischen Gasturbinenmodells
Bild 5-51: Residuen der Kalibrierung im Vergleich mit dem Ergebnis der Betriebsdatenauswertung für η_{vs}
Bild 5-52: Residuen der Kalibrierung: Vergleich mit dem Ergebnis der Betriebsdatenauswertung für \dot{m}_{vI}

166
167
167
171
173
174

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3-1: Beschreibung der untersuchten Fehlertypen	31
Tabelle 3-2: Diagnostische Parameter	35
Tabelle 3-3: β -Werte und zulässige Betriebspunktabweichung	43
Tabelle 3-4: Untersuchte Fehlerkategorien der Einzelfehlerisolierung	46
Tabelle 3-5: Ergebnisse der EFI	51
Tabelle 3-6: Korrelation von symbolischer Zahl und Fuzzylogik Bedeutung	58
Tabelle 3-7: Fuzzylogik Regelsatz in symbolischer Schreibweise	58
Tabelle 3-8: Definition Testdatensatz	60
Tabelle 3-9: Regelsatz zur Erstellung der CCM	62
Tabelle 3-10: Aufbau der Classification Confusion Matrix	62
Tabelle 3-11: Finale Konfiguration der MFI	66
Tabelle 4-1: Spezifika der verwendeten Datensätze der Betriebsdatenauswertung	74
Tabelle 5-1: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichtermassenstrom	110
Tabelle 5-2: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichterwirkungsgrad	113
Tabelle 5-3: Verbleibende Standardabweichung SKV Verdichter	114
Tabelle 5-4: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichtermassenstrom	118
Tabelle 5-5: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichterwirkungsgrad	119
Tabelle 5-6: Verbleibende Standardabweichung SKV Verdichter	120
Tabelle 5-7: Kennzahlen plausibilisierter Betriebspunkte	121
Tabelle 5-8: Für Plausibilisierung ausgewählter Betriebspunkt	129
Tabelle 5-9: Statistische Auswertung der Residuen für den Turbinenwirkungsgrad	153
Tabelle 5-10: Verbleibende Standardabweichung SKV Turbine	157
Tabelle 5-11: Kennzahlen untersuchter Betriebspunkte Turbine	160

Nomenklatur

Lateinische Buchstaben

A	Fläche
C	Turbinenschluckvermögen
D	Durchmesser
E	Einheitsvektor
G	Matrix
H	Heizwert
I,H	Jacobi-Matrix
J	Länge FIR-Filter
P	Leistung
Q	Energiestrom
T	Temperatur
S	Kovarianzmatrix
R	Transformierte Kovarianzmatrix
R	Gaskonstante
\dot{V}	Volumenstrom
X	Messwertevektor
Y	Vektor der diagnostischen Parameter
c	Wärmekapazität
p	Druck
s	Statisch
t	Total
t	Zeit
a, k, l, m, n	Zählparameter
n	Drehzahl
\dot{m}	Massenstrom
x	Elemente des Messwertevektors
y	Elemente des Vektors der diagnostischen Parameter

Griechische Buchstaben

Π	Druckverhältnis
-------	-----------------

NOMENKLATUR

α	IIR-Faktor
β	Zeitdifferenz
σ	Standardabweichung
η	Wirkungsgrad
φ	Relative Luftfeuchte
μ	Schluckzahl
μ	Erwartungswert
ν	Laufzahl
κ	Isentropenkoeffizient
ζ	Druckverlustbeiwert

Indizes

AMB	Ambient / Umgebung
BK	Brennkammer
EX	Exhaust / Austritt
IN	Inlet / Eintritt
KL	Klemme, Generator
NR	Non-Repeatability / Nicht-Wiederholbarkeit
RED	Reduziert
RING	Ringquerschnitt
S	Isentrop
T	Turbine
V	Verdichter
ref	Referenz
max	Maximal
min	Minimal
p	Isobar
i	Inferior
0	Auslegungspunkt
I	Eintritt
II	Austritt
*	Reduzierte Größe

Symbole

∂	Partielle Ableitung
Δ	Differenz
\forall	Allquantor
∇	Nabla Operator
\cup	Vereinigungsmenge
\cap	Schnittmenge

Akronyme

ACCS	Advanced Compressor Cleaning System / Verdichterwaschsystem
AMDC	Ainley – Mathieson – Dunham – Came
KO	Kacker – Okapuu
MK	Moustapha – Kacker
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
BQMW	Bezogener quadratischer Mittelwert
CAC	Cold Ambient Curve / Fahrweise für GT bei kalten Umgebungstemperaturen
CCM	Classification Confusion Matrix
DL	Detektionslimit
EFI	Einzelfehlerisolation
EOH	Equivalent Operating Hours / Äquivalente Betriebsstunden
FIR	Finite Impulse Response / Begrenzte Impuls Antwort
FP	Falsch Positiv
FPR	Falsch-Positiv-Rate
FN	Falsch Negativ
FKS	Fehler-Kombinations-Set
FMH	FIR-Mittelwert-Hybrid
GE	General Electric
GL	Grundlast
GPA	Gas-Pfad-Analyse
GT	Gas Turbine
HEPA	High Efficiency Particulate Air Filter / Schwebstofffilter
IIR	Infinite Impulse Response / Unbegrenzte Impuls Antwort

IPR	Isolations-Performance-Rate
KP	Korrekt Positiv
KPR	Korrekt-Positiv-Rate
KN	Korrekt Negativ
KW	Kumulierte Wahrscheinlichkeit
LSV	Leitschaufelverstellung / Verdichtervorleitreihe
LSE	Leitschaufeleckpunkt
LTSA	Long Term Service Agreement / Langzeitwartungsvertrag
MDS	Messdatensatz
MFI	Mehrfehlerisolation
NEM	Numerisches Ersatz-Modell
PA	Parameterabweichung
PR	Präzision
RF	Relative Frequenz
ROC	Receiver Operating Characteristic
PHI	Relative Luftfeuchte
PSA	Parameterstandardabweichung
TL	Teillast
TLa	Turbinenlaufschaufelreihe
TLe	Turbinenleitschaufelreihe
TN	True Negative / Korrekt Negativ
TP	True Positive / Korrekt Positiv
NACA	National Advisory Committee for Aeronautics
SKV	Stromlinienkrümmungsverfahren
OEM	Original Equipment Manufacturer / Originärer Hersteller
VLa	Verdichterlaufschaufelreihe
VLe	Verdichterleitschaufelreihe

1 Einleitung

In Zeiten einer Neuausrichtung der deutschen Energiepolitik, hin zu fluktuierenden regenerativen Energiequellen und weg von Kernkraft, gewinnen erdgasbasierte Grund-, Mittel- und Spitzenlastkraftwerke weiter an Bedeutung für die Energiebereitstellung der Bundesrepublik Deutschland, siehe Bild 1-1. In den nächsten Jahren rechnet das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie mit einem Anstieg des Erdgasanteils am Strommix Deutschlands um 6.5 Prozentpunkte, ausgehend vom Strommix des Jahres 2010.

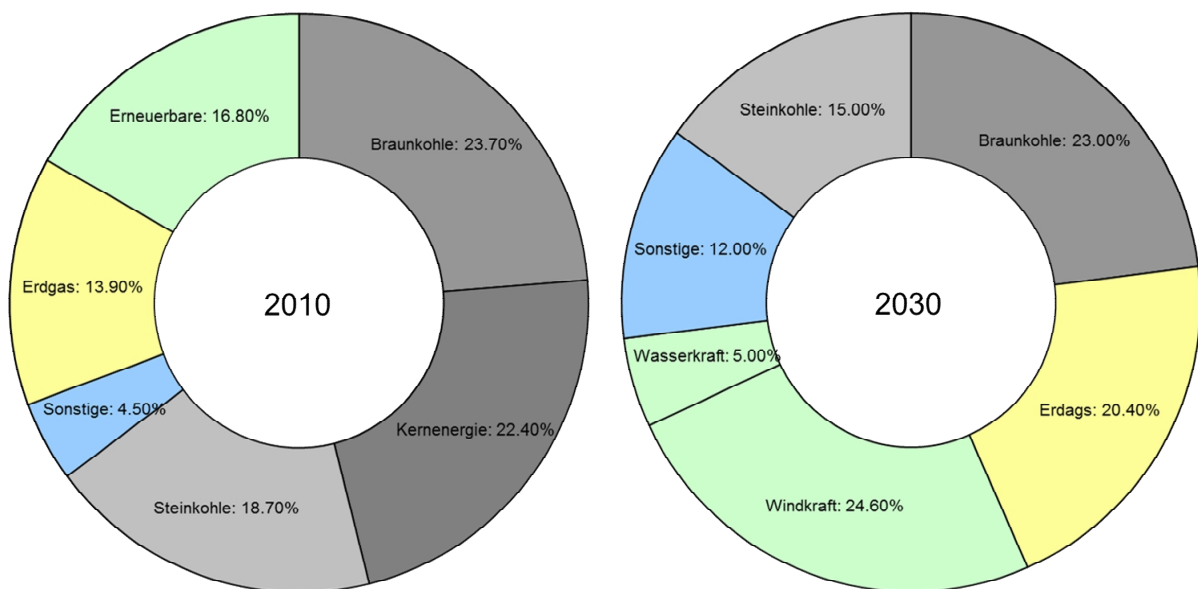


Bild 1-1: Strommix der Bundesrepublik Deutschland bis 2030 auf Basis des BMWi [18]

Auch international steigt die Nachfrage nach Gasturbinen schwerer Bauart, dies auch und vor allem wegen ihres flexiblen Einsatzgebietes. So sind reine Spitzenlastkraftwerke, Anlagen zur Meerwasserentsalzung oder komplexe und hocheffiziente GuD-Kraftwerke [58] auf Basis der gleichen Gasturbinenbaureihe möglich. Weiterhin können Gasturbinen mit einer großen Bandbreite an Energieträgern von Erdgas über Heizöl und Biodiesel bis hin zu Schweröl betrieben werden. Diese unerreichte Flexibilität wird Gasturbinen auch in Zukunft eine Schlüsselrolle in der weltweiten Stromerzeugung garantieren.

Trotz der verstärkten Nachfrage nach Gasturbinen wird das Servicegeschäft für Gasturbinen das Neuanlagengeschäft in seiner wirtschaftlichen Bedeutung in den nächsten Jahren überholen [54].

Dies ist insbesondere auf das zunehmende Angebot und die einhergehende Nachfrage nach folgenden Produkten zurückzuführen:

- Modifikationen und Upgrades (Einbau neuer Bauteile zur Leistungs-, Wirkungsgrad- oder Flexibilitätssteigerung),
- Life-Time-Extension Konzepte (Umfassende Inspektion der Gasturbine zur Erweiterung der Betriebsdauer),
- Langzeitwartungsverträge (LTSA).

Insbesondere die Realisierung verschiedener Upgrade-Konzepte im Hinblick auf eine Leistungs- oder Wirkungsgradoptimierung für eine Vielzahl aktueller und ausgelaufener Baureihen kann nur von einem OEM realisiert werden. Durch den kontinuierlichen Übertrag der Technologien aus der jeweils aktuellen Baureihe auf die vorangegangenen Baureihen gewinnt das Servicegeschäft weiter an Bedeutung.

1.1 Problemstellung

Durch die Vielzahl der mittlerweile vorhandenen Upgrade-Produkte und deren mögliche Kombinationen entsteht eine große Anzahl von Untervarianten der ursprünglich entwickelten Standardbaureihen. Für jede dieser Untervarianten muss ein präzises thermodynamisches Modell in numerischer Form für die Berechnung der thermodynamischen Werte, sowohl für die Auslegung des Kraftwerks als auch für die Ausarbeitung der Performancegarantien, vorhanden sein. Zu den garantierbaren Größen gehören Leistung P_{KL} und Wirkungsgrad η_{KL} der Gasturbine sowie der Turbinenaustrittsmassenstrom \dot{m}_{TH} und die Turbinenaustrittstemperatur T_{TH} . Eine extensive Beurteilung jedes möglichen Bauzustandes auf Basis von Messungen im Prüffeld ist sowohl aus zeitlichen als auch wirtschaftlichen Gründen nicht sinnvoll. Oftmals erfolgt die Verifizierung eines neu entwickelten Upgrades daher im Rahmen von mit kalibrierter Instrumentierung gemessenen Prototypenversuchsfahrten. Der benötigte Fahrbereich für die Erstellung der Komponentenkennfelder des thermodynamischen Modells kann jedoch nicht im Rahmen einer solchen Messung abgedeckt werden, so dass für das vollständige numerische Modell auf weitere Erfahrungswerte zurückgegriffen werden muss. Eine ähnlich gelagerte Problematik ergibt sich bei der Berechnung der Performancegarantien für ältere Baureihen, da deren thermodynamische Modellierung aus der aktiven Produktionszeit nicht immer der heute

geforderten Präzision gerecht wird. Eine Verbesserung beziehungsweise eine Überprüfung der Vorhersagegenauigkeit des thermodynamischen Modells erlaubt somit eine Reduktion der Angebotsmargen und führt damit zu einer erhöhten Wettbewerbsfähigkeit im Servicegeschäft.

Für die kontinuierliche Verbesserung der benötigten Vielzahl an thermodynamischen Modellen stellt die Verwendung der bei OEM online verfügbaren Messwerte der verschiedensten Baureihen eine ideale Datenbasis dar. Diese Datenbasis erlaubt sowohl die kontinuierliche Verbesserung der Modellierung bereits etablierter Baureihen als auch die Erstellung numerischer Modelle für neue Baureihen im Hinblick auf die modellinternen Komponentenkennfelder.

Die Verwendung von betrieblicher Messtechnik hat allerdings nicht nur Vorteile. Die beiden größten Nachteile sind zum einen die stets präsente Möglichkeit von Messwertfehlern und zum anderen die Alterungseffekte, welche den Maschinenzustand als eine nicht definierte Funktion der Zeit gestalten. Ein zusätzliches Problem bei der Kennfelderstellung auf Basis von betrieblicher Messtechnik ist der oft begrenzte Fahrbereich der Gasturbinen aufgrund der erforderlichen Synchronisation mit dem Stromnetz, so dass Drehzahlvariationen im stationären Betrieb, wie sie im Prüffeld realisierbar sind, nicht gefahren werden können. Eine Variation der Umgebungstemperatur führt zu vergleichbaren Ergebnissen, jedoch sind hier ebenfalls relativ enge standortbezogene Grenzen gegeben.

1.2 Zielsetzung

Um all diesen Problemen begegnen zu können, werden in dieser Arbeit sowohl ein leistungsfähiges System zur Detektion und Isolation abweichender Messstellen für stationäre Gasturbinen schwerer Bauart als auch ein Verfahren zur effektiven Eliminierung von Alterungseffekten entwickelt. Weiterhin werden Methoden zur Adaptierung von existierenden Stromlinienkrümmungsverfahren an vorhandene Messwerte zur physikalisch plausiblen Erweiterung des erfassten Betriebsbereiches auf den benötigten Betriebsbereich erarbeitet.

Der gesamte Prozess der Fehlerisolation, der Alterungskorrektur und der Kennfelderstellung wird am Beispiel realer Messdaten exemplarisch durchgeführt. Hierbei wird die Leistungsfähigkeit des Datenvalidierungssystems auf Basis realer Testszenarien für verschiedenste Kombinationen untersucht. Weiterhin werden die Möglichkeiten der alterungskorrigierenden Datenaufbereitung im Detail erläutert und die möglichen Vorteile

dieses Ansatzes ausführlich dargelegt. Der dritte Schritt, die Anpassung von Stromlinienkrümmungsverfahren an reale Messdaten im Rahmen eines automatisierten Kalibrierungsprozesses, wird in zwei Variationen an den 2D-Modellen für Verdichter und Turbine getestet und die erzielten Ergebnisse in qualitativer und quantitativer Hinsicht analysiert.

2 Grundlagen

In diesem Kapitel wird ein Überblick über die Grundlagen der wichtigsten Aspekte dieser Arbeit gegeben. Die Grundlagen sind unterteilt in die Themenbereiche

- Statistik, Kapitel 2.1,
- Thermodynamik, Kapitel 2.2,
- Numerik, Kapitel 2.3.

2.1 Statistik

Dieses Kapitel dient der Beschreibung der allgemeinen Begriffe der Statistik. Weiterführende Erläuterungen, zum Beispiel zur Transformation von Kovarianzen etc., werden in den thematisch relevanten Kapiteln erläutert. In der deskriptiven Statistik kommt den Wahrscheinlichkeitsverteilungen die Aufgabe zu, die Verteilungen in quantitativen Datensätzen qualitativ einzuordnen und mittels eines reduzierten Satzes an Kenngrößen der jeweiligen Verteilungsfunktion beschreiben zu können. Einige der gebräuchlichsten Verteilungsfunktionen sind zum Beispiel:

- Normal-Verteilung,
- Weibull-Verteilung,
- Exponential-Verteilung,
- Student-t-Verteilung.

Die Normal-Verteilung eignet sich gut zur Beschreibung der gängigsten Begriffe der Statistik. Die Hauptaussagen dieser Verteilung sind wie folgt:

- Mit gleicher Wahrscheinlichkeit treten Abweichungen in positiver und negativer Richtung auf,
- Kleine Abweichungen sind häufiger als große,
- Das Maximum der Verteilung wird im Erwartungswert erreicht.

Die Normal-Verteilung wird üblicherweise in folgender Form

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}} \quad (2-1)$$

beschrieben. Hierbei definiert μ den Erwartungswert und σ die Standardabweichung der Verteilung. Die Kurzform für Gleichung (2-1) ergibt sich zu

$$X \sim N(\mu, \sigma^2). \quad (2-2)$$

Der Erwartungswert μ definiert in Gleichung (2-1) die Lage, also den Mittelpunkt, der Verteilung. Er ist in der beschreibenden Statistik mit dem empirischen Mittelwert

$$\mu = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (2-3)$$

gleichzusetzen. Unter Annahme einer gegebenen Verteilungsfunktion kann der Erwartungswert berechnet werden zu

$$\mu = E(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_X(x) dx. \quad (2-4)$$

Die Varianz ist ein Maß für die Streuung eines Datensatzes um seinen Mittelwert und definiert bei der Normal-Verteilung die Breite der Verteilungsfunktion. In der beschreibenden Statistik wird die Varianz folgendermaßen definiert:

$$Var(x) = \sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2. \quad (2-5)$$

Unter Annahme einer gegebenen Verteilungsfunktion kann Varianz berechnet werden zu

$$Var(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 f_X(x) dx. \quad (2-6)$$

Wenn μ zu 0 und die Varianz zu 1 gewählt werden, wird die Normalverteilung (2-1) in die Standardnormalverteilung überführt. Neben der Aussage über den Mittelwert und die Schwankungsbreite, zum Beispiel bei Verwendung von Messwerten, ist oft die Angabe eines Konfidenzintervalls von Interesse. Mit Hilfe von Konfidenzintervallen wird angegeben, mit

welcher Wahrscheinlichkeit ein Messwert innerhalb eines bestimmten Intervalls liegen wird. Bei der Definition von Messunsicherheiten wird oft das 95% Konfidenzintervall um den Erwartungswert angegeben. Dies entspricht bei einer Normal-Verteilung dem ± 1.96 -fachen der Standardabweichung. Das ± 2.575 -fache der Standardabweichung entspricht einem 99% Konfidenzintervall und bei Angabe der ± 1 -fachen Standardabweichung beträgt die Konfidenz 68.27%.

Wenn zwei Variablen mit bekannter Normalverteilung, also Kenntnis über den jeweiligen Erwartungswert und die zugehörige Varianz, in linearem Zusammenhang stehen, so ergibt sich eine Kovarianz für diese Variablen. Hierbei bedeutet eine negative Kovarianz, dass kleine Werte einer Variablen mit hohen Werten der anderen Variablen einhergehen. Ausgehend von einer vorhandenen Datenreihe kann die Kovarianz berechnet werden zu

$$\text{Cov}(x, y) = \sigma_{x,y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}_i). \quad (2-7)$$

Ausgehend von Gleichung (2-7) ist ersichtlich, dass die Kovarianz von der Höhe der Werte der Variablen abhängig ist und somit keine direkte Auskunft über die Stärke der Korrelation zwischen den beiden Größen erlaubt. Der Korrelationskoeffizient, welcher auf Basis der Einzelvarianzen und der Kovarianz der Korrelationskoeffizienten bestimmt werden kann, stellt die normierte Kovarianz dar und erlaubt eine eindeutige Aussage über die Stärke der Korrelation zweier Variablen. Er kann maximal Werte zwischen -1 und +1 annehmen, wobei ± 1 für maximale, also direkte lineare Korrelation und 0 für keine nachweisbare Korrelation steht. Die Berechnung des Korrelationskoeffizienten erfolgt entsprechend

$$r_{x,y} = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sqrt{\text{Var}(x)} \cdot \sqrt{\text{Var}(y)}}. \quad (2-8)$$

Für weiterführende Informationen und Erläuterungen zur Statistik und ihrer Bedeutung in der Datenanalyse sei auf Fahrmeir et al. [23] verwiesen.

2.2 Thermodynamik

In diesem Kapitel werden die verwendeten thermodynamischen Sachverhalte erläutert. Dies umfasst Aussagen über die Regelung von Gasturbinen 2.2.1, die thermodynamische

Modellierung 2.2.2, die Modellierung der Kreisprozessrechnung 2.2.3 sowie die thermodynamische Auswertung von Messdaten 2.2.4. Für eine Erläuterung zu den Grundlagen der Thermodynamik sei auf die entsprechende Grundlagenliteratur verwiesen, siehe Baehr [2] und Traupel [65], [66].

2.2.1 Regelung

Die wichtigsten Einflussgrößen, die für die Regelung von Gasturbinen in schwerer Bauart zur Verfügung stehen, sind im Allgemeinen der Brennstoffmassenstrom und, soweit vorhanden, die variable Leitschaufelverstellung (LSV) des Verdichters. Beide Größen können prinzipiell unabhängig voneinander geregelt werden. Für die Beschreibung der Regelungskonzepte wird für die Erläuterung zwischen dem Regelungskonzept bei Grundlast und Variation der Umgebungstemperatur sowie der Regelung bei Wechsel von Grundlast in Teillast bei konstanter Umgebungstemperatur unterschieden.

Als Basis der Grundlastregelung für die in dieser Arbeit untersuchten Maschinen wird zuerst der Verlauf der Turbinenaustrittstemperatur bei konstanter Turbineneintrittstemperatur mittels bestehender thermodynamischer Modelle bestimmt. Dieser Verlauf kann durch eine geeignete Transformationsfunktion unter Berücksichtigung relevanter Umgebungs- und Lastparameter in einen konstanten Sollwert für die Regelung überführt werden. Dieser Sollwert ist die korrigierte Turbinenaustrittstemperatur (TATK). Im Grundlastbetrieb ist die LSV voll geöffnet, so dass nur der Brennstoffmassenstrom als Einflussgröße zur Verfügung steht. Durch Variation des Stellgliedes, also der Position des Brennstoffventils, kann nun die Turbinenaustrittstemperatur als Regelgröße dem Sollwert nachgeführt werden. Ein weiterer wichtiger Aspekt, welcher die Grundlastregelung bestimmter Gasturbinentypen betrifft, ist die Notwendigkeit einer CAC-Fahrweise. Die CAC-Fahrweise dient der Vermeidung, beziehungsweise der Reduktion, von thermoakustischen Resonanzen, siehe Forster et al. [25], welche durch eine Absenkung der TATK bei niedrigen Umgebungstemperaturen erreicht wird. Dies führt zu einer erhöhten Stabilität der Verbrennung und damit zu einem erweiterten Betriebsbereich.

Bei der Teillastregelung von Gasturbinen in schwerer Bauart ist Leistung die primäre Regelgröße und Turbinenaustrittstemperatur die sekundäre Regelgröße, während als Einflussgrößen die LSV und der Brennstoffmassenstrom zur Verfügung stehen. Generell wird bei der Teillastregelung zwischen zwei Konzepten unterschieden. Das erste Konzept realisiert eine konstante Turbineneintrittstemperatur im Teillastbetrieb und führt zu einem idealen

Betrieb der Gasturbine mit hohem thermischem Wirkungsgrad, bedingt jedoch einen Anstieg der Turbinenaustrittstemperatur infolge des sinkenden Druckverhältnisses sowie des abnehmenden Turbinenwirkungsgrades im Betrieb abseits des Auslegungspunktes. Diese Fahrweise ist aufgrund der materialbedingten Limitierungen des Abhitzekessels bei GuD-Anlagen oftmals ungeeignet. Für GuD-Anlagen bietet sich das zweite Regelungskonzept an, welches eine konstante Turbinenaustrittstemperatur innerhalb des Leitschaufelverstellbereiches sicherstellt. Hier sinkt zwar die Turbineneintrittstemperatur und damit der thermische Gasturbinenwirkungsgrad, für den gesamten GuD-Prozess ist dieses Konzept jedoch vorteilhaft. Bei geschlossener LSV und Betrieb unterhalb des Leitschaufeleckpunktes LSE wird die weitere Leistungsreduktion durch eine Absenkung der T_{TII} erzielt. In Bild 2-1 ist der Verlauf der sekundären Regelgröße T_{T2} , der Stellgröße LSV und der sich ergebenden Turbineneintrittstemperatur T_{T1} als Funktion der Regelgröße, also der Leistung P_{KL} , an Beispielen von GE und Siemens dargestellt.

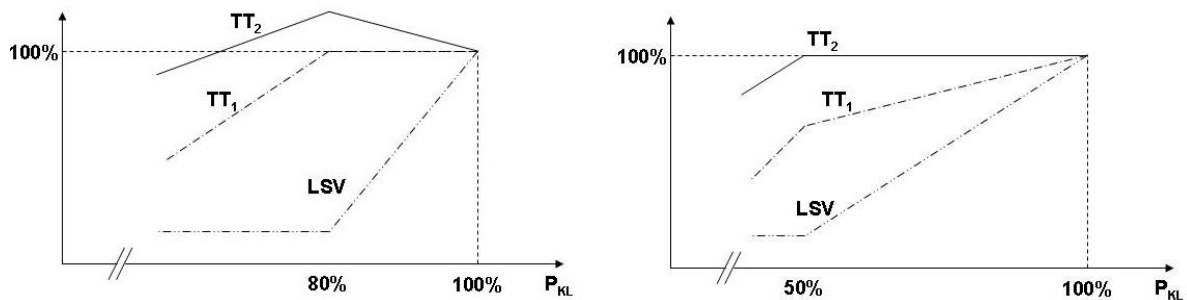


Bild 2-1: Verlauf ausgewählter Parameter am Beispiel der Regelungskonzepte für Teillast von GE 7F (links), siehe [38] und Siemens V64.3 (rechts), siehe [33]

Beide Konzepte führen zu unterschiedlichem Betriebsverhalten der Turbine, wie Willinger [76] auf Basis theoretischer Überlegungen nachgewiesen hat. Ausgehend von der Definition des Schluckvermögens nach Traupel [65] und unter Annahme einer auch in Teillast gesperrten Turbine ergibt sich das Schluckvermögen der Turbine zu

$$\frac{\dot{m}_{T2}}{\dot{m}_{T2,0}} = \frac{p_{T1}}{p_{T1,0}} \sqrt{\frac{T_{T1,0}}{T_{T1}}} \quad (2-9)$$

Bei einer Leistungsregelung durch alleinige Variation der LSV kann die Turbinenkennlinie ausgehend von Gleichung (2-9) wie folgt bestimmt werden:

$$\frac{\dot{m}_{T2}}{\dot{m}_{T2,0}} = \frac{\Pi_T}{\Pi_{T,0}} \quad (2-10)$$

Wenn die Leistungsregelung durch eine Kombination aus LSV und T_{TI} Variation erfolgt, stellt sich die Turbinenkennlinie wie folgt dar

$$\frac{\dot{m}_{T2}}{\dot{m}_{T2,0}} = \left(\frac{\Pi_T}{\Pi_{T,0}} \right)^{\frac{1+n}{2n}}. \quad (2-11)$$

Auf Basis dieser Turbinenkennlinien, der idealen Gasgleichung und unter Voraussetzung einer polytropen Zustandsänderung lässt sich nun die Variation der Durchflusszahl für axiale Turbinen für die beiden Regelungskonzepte darstellen. Die Durchflusszahl ist hierbei definiert zu

$$\varphi = \frac{c_{ax}}{u}. \quad (2-12)$$

Zur Veranschaulichung sind die Variation der Durchflusszahlverhältnisse der ersten und letzten Turbinenstufe für beide Regelungskonzepte unter Verwendung eines Polytropenkoeffizienten von $n=1.31$ dargestellt, siehe Bild 2-2. Besonders interessant sind hierbei die letzten Turbinenstufen, da sie die größten Änderungen erfahren und somit hinsichtlich der Fehlanströmung die kritischsten Fälle darstellen.

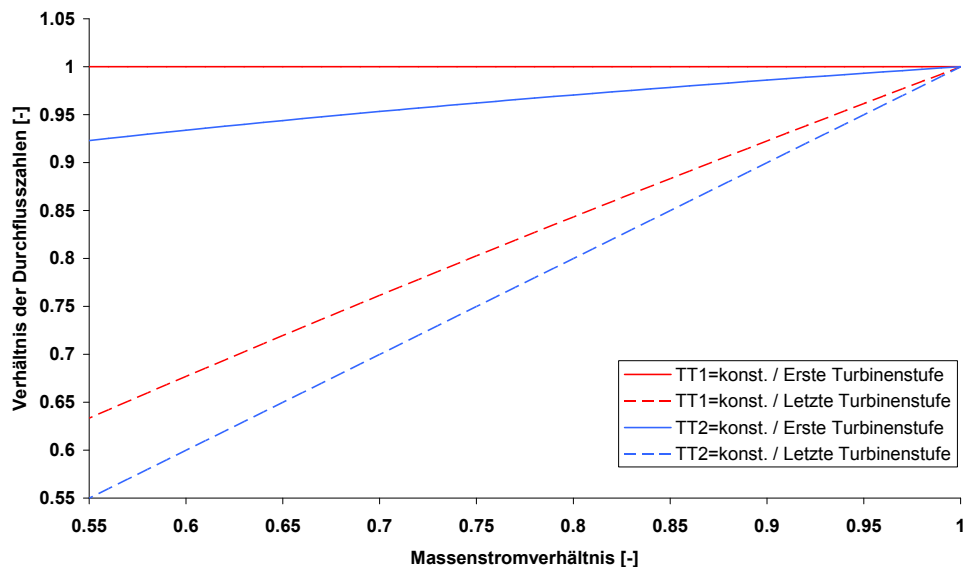


Bild 2-2: Turbinendurchflusszahlen als Funktion der Massenstromverhältnisse

In dem hier gegebenen Beispiel der Regelungskonzepte weist die GE Maschine einen relativ geringen Verstellbereich des Verdichters auf (Massenstromverhältnis 0.8), so dass sich das Verhältnis der Durchflusszahlen für die letzte Stufe in tiefer Teillast auf 0.85 verringert,

wohingegen die Turbine der Siemens Maschine aufgrund des großen Verstellbereiches der LSV (Massenstromverhältnis 0.7) bis zu einem Verhältnis der Durchflusszahlen von 0.7 betrieben wird. Die Siemens-Turbinengeometrie muss also aufgrund des Regelungskonzeptes den deutlich größeren Betriebsbereich abdecken. Die in dieser Arbeit untersuchten Gasturbinen weisen alle eine Teillastregelung mit einer konstanten Turbinenaustrittstemperatur auf.

2.2.2 Numerisches Modell

Der in dieser Arbeit verwendete Ansatz für die numerische Modellierung der Gasturbine besteht aus zwei Teilen. Der erste Teil ist die Definition der Auslegungsparameter der Gasturbine, in diesem Fall also zum Beispiel Massenströme, Komponentenwirkungsgrade und Druckverhältnisse. Der zweite Teil des numerischen Modells enthält reduziert aufgebaute, tabellengestützte Komponentenkennfelder, welche mit den im ersten Teil des Modells definierten Auslegungsparametern in Absolutgrößen überführt werden können.

Der reduzierte Aufbau der Kennfelder ermöglicht eine Reduktion der für die Darstellung des Komponentenverhaltens benötigten Variablen. Ausgehend von der Annahme, dass der Betriebspunkt einer Turbomaschine durch die Geschwindigkeitsdreiecke an der ersten Schaufelreihe definiert wird, werden für die eindeutige Charakterisierung Informationen über die axiale Komponente und die Umfangskomponente der Geschwindigkeit benötigt. Ausgehend von der Schluckzahl

$$\mu = \frac{\dot{V}_I}{A_{Ring} \cdot \sqrt{\kappa \cdot R_I \cdot T_I}}, \quad (2-13)$$

Traupel [65], welche die axiale Geschwindigkeit in Relation zur lokalen Schallgeschwindigkeit definiert, kann unter Verwendung der thermodynamischen Zustandsgleichung für vollkommen ideale Gase diese Formulierung genutzt werden

$$\mu = \frac{\dot{m}_I \cdot R_I \cdot T_I}{A_{Ring} \cdot p_I \cdot \sqrt{\kappa \cdot R_I \cdot T_I}}. \quad (2-14)$$

Für die Verwendung im Rahmen der Kennfelddarstellung wird die Schluckzahl mit ihrem Auslegungswert normiert, so dass sich die Definition des reduzierten Massenstromes ergibt zu

$$m^* = \frac{\mu}{\mu_0} = \frac{\dot{m}_I \cdot p_{I,0} \cdot \sqrt{R_I \cdot T_I}}{\dot{m}_{I,0} \cdot p_I \cdot \sqrt{R_{I,0} \cdot T_{I,0}}} . \quad (2-15)$$

Damit ist die axiale Komponente der Geschwindigkeit, je nach Definition des Eintrittszustandes, sowohl für den Verdichter als auch die Turbine definiert.

Für die Beschreibung der Umfangskomponente des Geschwindigkeitsdreieckes wird die Laufzahl v verwendet, siehe Traupel [65]. Diese setzt die Umfangsgeschwindigkeit in Relation zur lokalen Schallgeschwindigkeit, so dass gilt

$$v = \frac{D \cdot \pi \cdot n}{\sqrt{\kappa \cdot R_I \cdot T_I}} . \quad (2-16)$$

Durch die Normierung auf den Auslegungswert ergibt sich die reduzierte Drehzahl zu

$$n^* = \frac{v}{v_0} = \frac{n \cdot \sqrt{R_{I,0} \cdot T_{I,0}}}{n_0 \cdot \sqrt{R_I \cdot T_I}} . \quad (2-17)$$

Das reduzierte Druckverhältnis und der reduzierte isentrope Wirkungsgrad ergeben sich durch die Normierung mit dem jeweiligen Auslegungswert zu

$$\eta^* = \frac{\eta_s}{\eta_{s,0}} , \quad (2-18)$$

$$\Pi^* = \frac{\Pi}{\Pi_0} . \quad (2-19)$$

Insgesamt enthält das numerische Gasturbinenmodell vier Komponentenkennfelder:

$$m_V^* = f(n_V^*, LSV),$$

$$\Pi_V^* = f(n_V^*, LSV),$$

$$\eta_{VS}^* = f(n_V^*, \Pi_V^*, LSV),$$

$$\eta_{TS}^* = f(n_T^*, \Pi_T^*).$$

Aufgrund der Verwendung von Korrelationen für das Turbinenschluckvermögen, siehe Traupel [65], kann auf ein Massenstromkennfeld für die Turbine verzichtet werden.

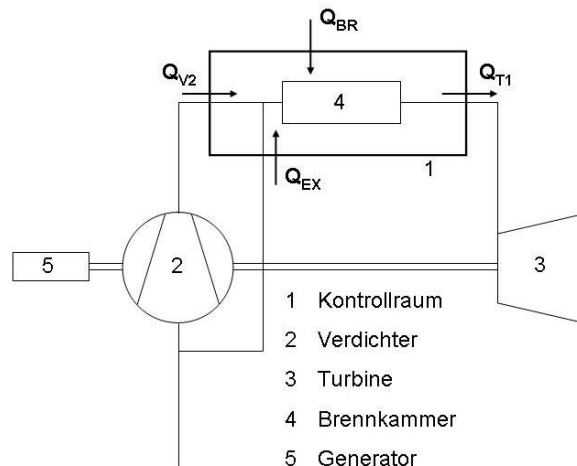
Die Verwendung von tabellengestützten Komponentenkennfeldern, welche nur die Ein- und Ausgangsgrößen der Komponenten korrelieren, hat diverse Vorteile. Zum einen wird nur ein geringer Parametersatz zur Beschreibung des Komponentenverhaltens benötigt. Zum anderen können alle benötigten Parameter mit der Standardmessinstrumentierung einer stationären Gasturbine erfasst oder zumindest berechnet werden, so dass eine Validierung und Adaptierung der Kennfelder mit geringem Aufwand möglich ist, siehe Werner [75].

Neben den in reduzierten Größen aufgebauten Komponentenkennfeldern und den Auslegungswerten enthält das numerische Gasturbinenmodell weitere Informationen, zum Beispiel über den verwendeten Generator und seine Kenndaten, die generische CAC sowie allgemeine Grenzwerte. Diese Angaben sind für die Arbeit jedoch von untergeordneter Bedeutung und werden nicht näher erläutert.

2.2.3 Kreisprozessrechnung

Die entwickelte Kreisprozessrechnung, unter Verwendung des numerischen Gasturbinenmodells, orientiert sich in den relevanten Teilen an den Vorgaben der ISO-Norm 2314 [32]. Die benötigten minimalen Eingabeparameter für die realisierte Kreisprozessrechnung sind die Umgebungsbedingungen, Druck P_{AMB} , Temperatur T_{AMB} und relative Feuchte ϕ , sowie die LSV und, als leistungsbestimmender Parameter, entweder die Turbineneintrittstemperatur T_{TI} oder die Turbinenaustrittstemperatur T_{TH} .

Die tabellengestützten Kennfelder des Gasturbinenmodells werden zu Beginn der Rechnung polynomisiert, da dies die interne Übergabe der Parameter erleichtert und die Anzahl der benötigten Lese- und Schreibvorgänge reduziert. Die Hauptiterationsgröße der Kreisprozessrechnung ist das Verdichterdruckverhältnis Π_V . Die zweite wichtige Iteration dient der Bestimmung des Brennstoffmassenstromes anhand einer Brennkammerbilanz, siehe Bild 2-3, in Abgleich mit der Korrelation für das Turbinenschluckvermögen. Insgesamt werden fünf Iterationsschleifen benötigt.

**Bild 2-3: Energiebilanz der Brennkammer**

Anhand der Bilanzierung über den Kontrollraum aus Bild 2-3 ergibt sich die folgende Gleichung

$$Q_{V2} + Q_{BR} + Q_{EX} = Q_{T1} \quad (2-20)$$

Anhand von Gleichung (2-20) kann die Enthalpie am Turbineneintritt bestimmt werden. Mit Kenntnis der Gaszusammensetzung kann hieraus die Turbineneintrittstemperatur T_{T1} berechnet werden. Auffällig bei Betrachtung der Gleichung (2-20) ist der Term Q_{EX} , welcher das Kühlluftentnahmeäquivalent darstellt. Dieser Term ist definiert als

$$Q_{EX} = (\dot{m}_{V1} - \dot{m}_{eq}) \cdot h_{V1}, \quad (2-21)$$

wobei \dot{m}_{eq} definiert ist als

$$\dot{m}_{eq} = \frac{P_V}{h_{V2} - h_{V1}}. \quad (2-22)$$

Die äquivalente Verdichterleistung P_V wird berechnet zu

$$P_V = \dot{m}_{V1} \cdot (h_{V2} - h_{V1}) - \sum \dot{m}_{ex,i} \cdot (h_{V2} - h_{ex,i}). \quad (2-23)$$

Somit werden die Kühlluftentnahmen auf verschiedenen Enthalpieniveaus bei der Bilanzierung entsprechend berücksichtigt und es wird ein äquivalenter Massenstrom bestimmt, der die gleiche Enthalpiedifferenz wie der reale Verdichter aufweist, jedoch mit

einem reduzierten Massenstrom arbeitet, so dass die Leistungsaufnahme identisch mit der des realen Verdichters ist. Das Kühlluftentnahmeäquivalent ermöglicht es, dass das Kühlluftentnahmeverhalten der Gasturbine über das Verhältnis

$$\dot{m}_{ext} = \frac{\dot{m}_{V1}}{\dot{m}_{eq}} - 1 \quad (2-24)$$

beschrieben werden kann und die Kühlluftströme somit nicht separat modelliert werden müssen. Das Kühlluftentnahmeäquivalent ist gasturbinentypspezifisch und muss bei der Brennkammerbilanz entsprechend Gleichung (2-24) berücksichtigt werden.

Diese Art der Modellierung hat Einfluss auf die Berechnung der Turbineneintrittstemperatur. In Bild 2-4 ist der schematische Zusammenhang zwischen Turbineneintrittstemperatur und den Kühlluftmassenströmen dargestellt.

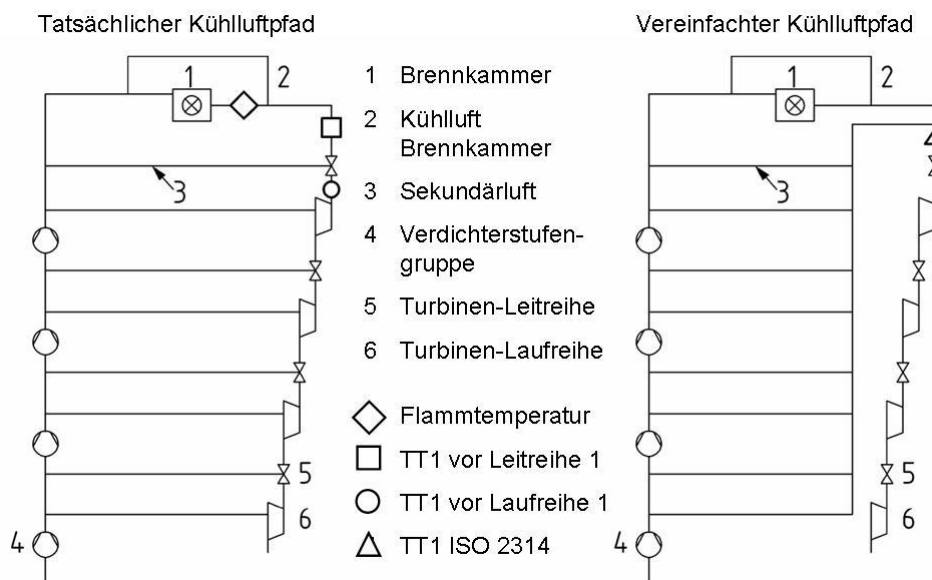


Bild 2-4: Schematische Beziehung von Sekundärluftsystem und T_{Ti} [32]

Die T_{Ti} nach ISO 2314 ergibt sich somit bei einer rechnerischen Zumischung der gesamten Kühlluftmenge vor der Turbine, so dass für die Turbine mit einem konstanten Massenstrom gerechnet werden kann. Die so definierte Turbineneintrittstemperatur entspricht einer ungekühlten Turbine mit gleichem Eintrittsdruck, gleichen Austrittsparametern und gleicher Leistung. Diese Art der Modellierung der Kühlluftmassenströme muss bei der Erstellung des numerischen Gasturbinenmodells berücksichtigt werden.

Für die Formulierung der Stoffdaten in der Kreisprozessrechnung wird auf die Definitionen der IAPWS [31], der ISO4670 [70] und des VDI Wärmeatlas [69] zurückgegriffen. Dissoziationseffekte werden nicht berücksichtigt.

2.2.4 Auswertung von Messdaten

Bei der Auswertung von Messdaten ist zwischen zwei Szenarien zu unterscheiden. Beim ersten Szenario handelt es sich um den mit voll kalibrierten Sensoren gemessenen Abnahmetest. Das zweite Szenario ist die Auswertung von Betriebsmessdaten, welche mit der Standardinstrumentierung ermittelt wurden. In diesem Kapitel wird das Vorgehen für die Auswertung betrieblicher Messdatensätze erläutert, da diese die Datenbasis für das weitere Vorgehen in dieser Arbeit bilden. Im Gegensatz zu mit kalibrierten Sensoren aufgenommen Daten müssen bei Verwendung online verfügbarer Betriebsmessdaten fallspezifische Plausibilisierungen durchgeführt werden.

Bei Verwendung der betrieblichen Instrumentierung wird der statische Druckverlust für den Verdichtereintritt oftmals über die Differenz zweier Absolutdruckmessungen bestimmt, so dass der Wert der zu erfassenden Messgröße, insbesondere in Teillast, in etwa der Messunsicherheit der Absolutdruckmessgeräte entspricht und deshalb stark schwankt und sogar negative Werte annehmen kann. Die Messung des Druckverlustes über den Diffusor erfolgt zwar als Differenzdruckmessung, ist jedoch oft nicht online verfügbar.

Aufgrund dessen wird die Bestimmung der Druckverluste für den Verdichtereintritt und den Turbinenaustritt über eine Kombination aus Umgebungsdruckmessung und anlagenspezifischen Druckverlustbeiwerten für Ansaughaus und Diffusor ersetzt [59]. Bei der Bestimmung des totalen Verdichtereintrittsdruckverlustes wird die Korrelation

$$\Delta p_{t,Ein} = \Delta p_{Filter} + \zeta_V \frac{\dot{m}_{V1}^2}{\rho_{Ein}} \quad (2-25)$$

unter Berücksichtigung des zeitlich variablen Filterdruckverlustes genutzt. Die Berechnung des Turbinenaustrittsdruckverlustes als Differenz von statischen Drücken ergibt sich zu

$$\Delta p_{s,Aus} = \zeta_T \frac{\dot{m}_{T2}^2}{\rho_{Aus}} \quad (2-26)$$

Die Druckverlustbeiwerte $\zeta_{V/T}$ werden anhand der letzten anlagenspezifischen, kalibrierten Messung berechnet. Bei der Auswertung betrieblicher Messdaten ist in vielen Fällen kein Gaschromatograph auf der Anlage installiert, so dass sowohl über den Heizwert als auch die Gaszusammensetzung des Brennstoffes keine ausreichende Kenntnis besteht. Weiterhin genügen die vorhandenen Messeinrichtungen für den Brennstoffvolumenstrom in vielen Fällen nicht den benötigten Genauigkeitsanforderungen, da sie teilweise nicht als Turbinenradzähler mit regelmäßiger Kalibrierung und verfügbarem Kalibrierprotokoll, sondern als Blendenmessung oder Turbinenradzähler ohne bekannte Kalibrierung ausgeführt sind. Somit kann nur eine, für die Zwecke dieser Arbeit, unzureichende Bestimmung des Energieeintrages in die Maschine vorgenommen werden. Aus diesem Grund ist es üblich, den Energieeintrag unter Nutzung der Kenntnis über das Schluckvermögen der Turbine zu substituieren, siehe Provost [52]. Das Schluckvermögen der Turbine wird maßgeblich durch den Stodolafaktor definiert und bleibt, wie interne, mit kalibrierter Messtechnik durchgeführte Langzeitauswertungen gezeigt haben, über das gesamte Inspektionsintervall konstant, siehe Büngener [11]. Aufgrund der enormen Relevanz der korrekten Bestimmung des Energieeintrages wurden weiterführende Untersuchungen zur numerischen Beschreibung des Schluckverhaltens von Gasturbinen schwerer Bauart an kalibriert gemessenen Daten verschiedener Baureihen durchgeführt, siehe Seifer [56]. Insgesamt zeigt sich, dass die erreichbare Präzision der Korrelationen für das Schluckvermögen im Bereich zwischen Leitschaufeleckpunkt und Grundlast zu Fehlern kleiner als 0.2% führt. Bei allen so korrigierten Betriebsdatenauswertungen ist die Brennstoffzusammensetzung nicht bekannt und wird als konstant angenommen. Es wird hierbei jeweils die Zusammensetzung der letzten verfügbaren Gasanalyse verwendet. Während der Auswertung ist je nach anlagenspezifischer Gasversorgung mit Schwankungen des Heizwertes von bis zu 10% zu rechnen. Da durch die Substitution des Energieeintrages über das Schluckvermögen der Turbine der Gesamtenergieeintrag, also das Produkt aus Brennstoffmassenstrom \dot{m}_{BR} und unterem Heizwert H_i bestimmt wird, führen diese Schwankungen zu einer Variation des Brennstoffmassenstromes in gleicher Größenordnung. Der Brennstoffmassenstrom beträgt jedoch üblicherweise nur circa 2% des Verdichtereintrittsmassenstromes, so dass eine Änderung des unteren Heizwertes um 10% in Kombination mit dem gewählten Substitutionsansatz zu einer akzeptablen Variation des Turbin austrittsmassenstromes von 0.2% führt.

Bei der thermodynamischen Auswertung mit dem Ziel der Komponentenkennfelderstellung werden im Regelfall stationäre Betriebspunkte verwendet. Die Grundvoraussetzung für einen stationären Betrieb ist die thermische Beharrung der Gasturbine. Dies wird üblicherweise durch Betrieb bei einem konstanten Lastpunkt für eine Dauer von zwei Stunden vor dem Messzeitpunkt erreicht. Je nach Betriebszeit und Fahrweise vor dem Auswertungszeitpunkt kann dieser Zeitraum jedoch auch signifikant verkürzt werden. Für die Definition und damit auch die Überprüfung des stationären Betriebes werden diverse Indikatoren verwendet. Neben der LSV ist die Verdichteraustrittstemperaturmessung als thermisch langsam reagierende Messstelle innerhalb Gasturbine einer der wichtigsten Indikatoren. Weitere Bedingungen, die für einen stationären Betrieb erfüllt sein müssen, definieren die erlaubten Variationen der Drehzahl, der Umgebungsbedingungen und der Temperaturdifferenz über den Abgasdiffusor. Für die thermodynamische Auswertung relevant sind die Turbinenaustrittstemperaturmessungen hinter dem Abgasdiffusor, da hier, im Gegensatz zu den Messstellen direkt am Turbinenaustritt, bereits eine relativ große Homogenität des Temperaturfeldes vorliegt und somit mit geringeren Schwankungen der Messwerte zu rechnen ist. Für einen stationären Messpunkt werden üblicherweise Messungen mit einer Zeitdauer von zehn Minuten bis hin zu einer Stunde durchgeführt.

2.2.4.1 Alterungseffekte

Typischerweise werden Gasturbinen in schwerer Bauart im offenen Joule-Kreisprozess verwendet und nutzen damit Umgebungsluft als Arbeitsmedium. Somit unterliegt die Gasturbine dem Eintrag von Staub und Schadstoffen sowohl durch die Umgebungsluft als auch durch den Brennstoff. Die Folgen sind im Allgemeinen Verschmutzung und Korrosion.

Durch die Verwendung von zweistufigen Filtersystemen wird der Schmutzeintrag in die Gasturbine reduziert, dennoch können Partikel $<5\mu\text{m}$ in die Gasturbine gelangen. Als erste Maschinenkomponente im Strömungspfad ist der Verdichter besonders von Verschmutzungseffekten beeinträchtigt. Diese Effekte betreffen vor allem die ersten Verdichterstufen, da hier in der Luft enthaltene Wasser- und Ölbestandteile aufgrund der niedrigen Temperaturen flüssig abgeschieden werden können und in Verbindung mit den verbleibenden Feststoffen in der Luft zu klebrigen Belägen auf den ersten Verdichterstufen führen können, Seume [57]. Die Verwendung von dreistufigen Filtersystemen mit der Ausführung der letzten Stufe als HEPA-Filter führt zu deutlich reduzierten Verschmutzungseffekten, geht jedoch bei konstanter Ansaugquerschnittsfläche mit erhöhten

Eintrittsdruckverlusten einher. Für weiterführende Informationen sei auf Ruijsenaars [53] verwiesen.

Diese Verschmutzungseffekte beeinflussen das Betriebsverhalten und die Performance der Maschine in mehreren Aspekten. Zu Anfang führen die Anhaftungen zu einer Reduktion der freien Querschnittsfläche und damit zu einer Reduktion des Massenstromes. Nachfolgende Effekte sind aufgrund eines unveränderten Schluckvermögens der Turbine die Reduktion des Verdichterdruckverhältnisses und damit einhergehend die Reduktion der $T_{Ti,ISO}$ bei konstanter Turbinenaustrittstemperatur. Mit fortschreitender Verschmutzung bilden sich auch in den hinteren Verdichterstufen Beläge auf den Schaufeln aus. Diese Anhaftungen führen zu erhöhten Oberflächenrauigkeiten und damit zu einem früheren Übergang der Grenzschichten von laminarem zu turbulentem Verhalten, Kurz und Brun [43]. Die damit einhergehende Erhöhung der Verluste führt wiederum zu einer Abnahme des Verdichterwirkungsgrades. Dieser Effekt ist in den hinteren Stufen aufgrund eines erhöhten Anteils benetzter Oberflächen besonders ausgeprägt. Aufgrund dieses Verhaltens ist die Abnahme des Verdichterwirkungsgrades zeitversetzt zur Reduktion des \dot{m}_{VT} , siehe Zwingenberg et al. [81]. Schließlich führt eine starke Verschmutzung des Verdichters zu einem früheren Erreichen der Pumpgrenze und damit zu einer Einschränkung des möglichen Fahrbereiches der Gasturbine. Dies ist jedoch nur bei ungewöhnlich starker Verschmutzung und Nichteinhaltung der Waschvorschriften der OEM zu beobachten. Um die Effekte der Verschmutzung des Verdichters zu reduzieren, werden zwei verschiedene Reinigungsverfahren eingesetzt.

Online-Verdichterwäsche: Bei dieser Waschart wird bei laufendem Betrieb ein Gemisch aus demineralisiertem Wasser und optionalen chemischen Reinigungszusätzen als feiner Nebel in die Maschine eingebracht. Dem Vorteil des ununterbrochenen Betriebs stehen reduzierte Reinigungserfolge gegenüber. Teilweise können durch diese Waschart sogar Verschmutzungen in die hinteren Verdichterstufen getragen werden, siehe Kurz und Brun [43].

Offline-Verdichterwäsche: Diese Waschart erfordert, dass der Gasturbinenbetrieb unterbrochen wird, die Gasturbine für ca. 6h abkühlt, ein Reinigungsgemisch als Nebel und als gerichteter Strahl in die Maschine eingebracht wird und schließlich bei Turningfrequenz einweicht. Das Nachspülen erfolgt mit demineralisiertem Wasser,

das notwendige Trocknen durch Hochfahren der Maschine bis auf Nenndrehzahl. Dieses Verfahren ist deutlich aufwendiger und benötigt in Summe eine Stillstandszeit von 12 Stunden, erzielt aber die besseren Reinigungsergebnisse gegenüber der Online-Wäsche.

Eine detaillierte Beschreibung des Siemens Wasschsystems ACCS wird von Leusden et al. [48] gegeben. Ein Vergleich der beiden Reinigungsverfahren sowie die Darstellung von rekuperativen und nicht rekuperativen Alterungseffekten ist in Bild 2-5 gegeben.

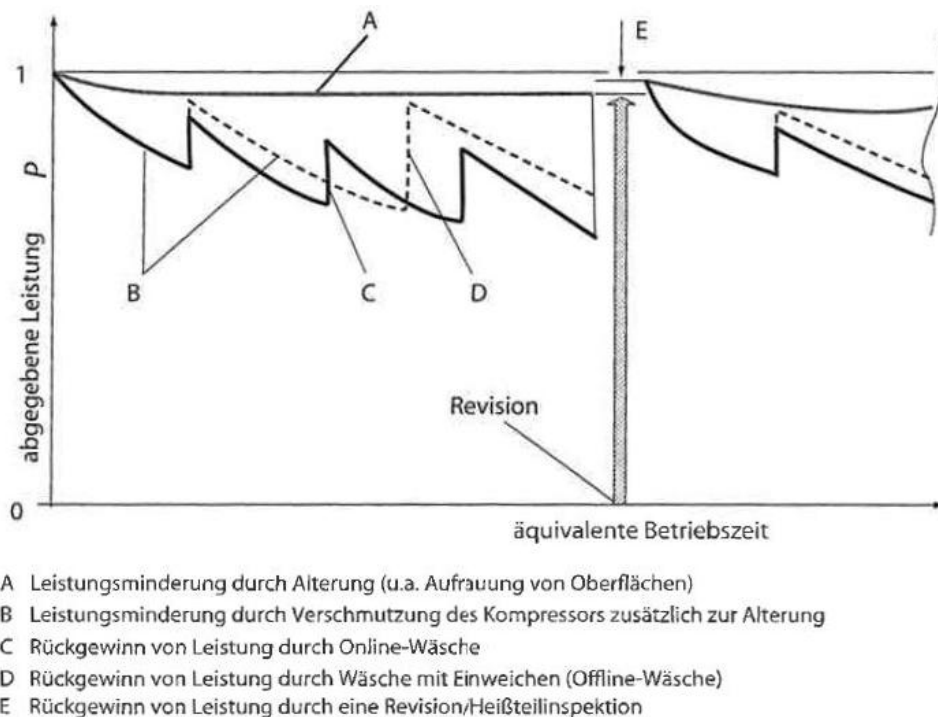


Bild 2-5: Aufteilung der Alterungseffekte für Gasturbinen schwerer Bauart [57]

Verschmutzungseffekte, wie sie im Verdichter auftreten können, sind bei der Turbine im regulären Betrieb mit Erdgas innerhalb der OEM Spezifikation nicht zu erwarten. Bei Verwendung unreiner Brennstoffe, im Extremfall Schweröl, sind hingegen durchaus Ablagerungen auf der Schaufeloberfläche festzustellen. Die typischen Alterungseffekte in der Turbine sind jedoch Kriechschädigungen sowie nieder- und hochzyklische Ermüdungen. Aus thermodynamischer Sicht sind insbesondere Schäden durch zyklische Belastung interessant, da hierdurch Abplatzungen der Oxidschichten oder Anstreifschäden in der Turbine bei einem heißen Neustart auftreten können, Seume [57]. Dies wiederum kann die Performance der Gasturbine negativ beeinflussen.

Diese vielfältigen Alterungseffekte führen nun zu der Frage, ob eine Erstellung von Komponentenkennfeldern auf Basis von Langzeitauswertungen überhaupt sinnvoll ist, da die Schaufelgeometrie und die Spalte sich im Laufe des Auswertungszeitraumes ändern können und somit verschiedene Maschinenzustände in einem Datensatz zusammengefasst werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurden Auswertungen von mehreren Gasturbinen über einen Zeitraum von drei Jahren durchgeführt und die qualitative Änderung des Kennfeldes beurteilt. Der Fokus lag dabei auf dem Turbinenkennfeld, da hier keine Wascheffekte zu einer Verringerung der Alterungseffekte führen können. Die Auswertung zeigt, dass sich der Verlauf des η_{TS} als Funktion des Π_T bei Eliminierung sonstiger Einflussparameter leicht ändert und η_{TS} eine leicht reduzierte Abhängigkeit von Π_T aufweist. Diese durch Alterung entstehenden Differenzen treten vor allem im niedrigeren Lastbereich, also bei Teillastauswertungen, auf und liegen bei Größenordnungen $<0.1\%$ -Pkt. für η_{TS} , siehe Büngener [11]. Um dennoch eine möglichst hohe Datengüte erzielen zu können, werden in Kapitel 4.3 Verfahren zur modellbasierten Alterungskorrektur vorgestellt. In der Summe der Beobachtungen und der entwickelten Gegenmaßnahmen sind die auftretenden Alterungseffekte für die Komponentenkennfelderstellung tolerierbar.

Zusätzlich zu diesen Effekten wird zum Beispiel von Kurz und Brun [43] von einer Variation des Turbinenschluckvermögens als Funktion der Zeit berichtet, was durch die in Kapitel 2.2.4 beschriebene Substitution des Brennstoffmassenstromes signifikante Auswirkungen hätte. Die Ursachen dieser Variation im Schluckvermögen seien zum einen in Aufdickungen der Schaufeln durch Beläge, zum anderen im Erodieren der Schaufelhinterkanten zu suchen. Da das Schluckvermögen für die thermodynamische Auswertung betrieblicher Messdaten essentiell ist, wurden weiterführende Untersuchungen vorgenommen. Hierfür standen kalibriert gemessene Langzeitauswertungen an Gasturbinen in schwerer Bauart zur Verfügung. Dieser Datensatz zeigte keine Variation des Schluckvermögens, die detektierten Streuungen des Schluckvermögens lagen alle innerhalb der kalkulierten Messunsicherheiten und zeigten keinen Trend als Funktion der Zeit. Die Vermutung liegt daher nahe, dass bei regulärem Betrieb nicht mit einer Aufdickung der Schaufeln zu rechnen ist und ein Erodieren der Schaufelhinterkanten aufgrund der Ausführung für schwere Bauarten nicht zu verzeichnen ist beziehungsweise keinen nachweisbaren Einfluss auf das Schluckvermögen der Turbine hat.

2.2.5 Transformation von Messdaten

Für die Vergleichbarkeit von Messpunkten ist eine Messwerttransformation zwingend erforderlich. Für diese Transformation können verschiedene Methoden zur Anwendung kommen. Die einfachste Methode ist die Nutzung von durch den OEM spezifizierten Umrechnungskurven. In diesen Kurven wird die Änderung des relevanten Parameters, zum Beispiel die Leistung der Gasturbine, über den zu korrigierenden Parameter, zum Beispiel die Verdichtereintrittstemperatur, auf den Auslegungspunkt bezogen aufgetragen. Die Hauptnachteile dieses Verfahrens sind die Notwendigkeit vieler Korrekturkurven und die implizite sowie inkorrekte Annahme, dass alle Korrekturen unabhängig voneinander erfolgen können. Diese sequentielle Korrektur kann deshalb zu einer Verletzung von Energie- und Massenbilanzen für den transformierten Messdatensatz führen. Diese prinzipiellen Nachteile können mit der Adaptierung des kompletten bestehenden numerischen Gasturbinenmodells an einen stationären Messpunkt eliminiert werden. Für die Adaptierung werden die Auslegungsparameter des Modells so variiert, dass bei gegebenen Zustandsbedingungen Modell und Messung übereinstimmen. Die entwickelte Software passt das numerische Modell unter Verwendung von Newton-Raphson Algorithmen an und ruft die in Kapitel 2.2.3 vorgestellte Software für die notwendigen Kreisprozessrechnungen auf. Die zu adaptierenden Parameter sind der Verdichtereintrittsmassenstrom, das Verdichterdruckverhältnis, der isentrope Verdichter- und Turbinenwirkungsgrad und der Brennkammerdruckverlust. Die Anpassung wird abgebrochen bei Differenzen zwischen Modell und Messung kleiner 0.01%. Das so angepasste Modell kann nun für jede notwendige Transformation genutzt werden und die so transformierten Datensätze werden immer die Massen- und Energiebilanzen erfüllen. Die Genauigkeit der transformierten Messdaten ist nur noch durch die Qualität der implementierten Komponentenkennfelder des Modells limitiert.

Bei der Transformation von Teillastmesspunkten, also Messpunkte bei LSV-Werten unter 100%, ist eine Besonderheit in Bezug auf die Transformation der LSV hervorhebenswert. Die Anzeige der LSV im leittechnischen System der Gasturbine, gekennzeichnet durch den Index TXP, erfolgt in Prozent, wobei 0% üblicherweise dem geschlossenen Zustand und 100% dem voll geöffneten Zustand entspricht. Die verwendeten numerischen Gasturbinenmodelle nutzen jedoch eine LSV in prozentualer Relation zum Verdichtereintrittsmassenstrom. Aufgrund dessen muss eine Transferfunktion verwendet werden, welche die LSV_{TXP} in die reguläre LSV überführt. Diese Transferfunktion wird üblicherweise im Rahmen eines

Performancetests an ausgewählten Maschinen ermittelt und gilt für die gesamte Flotte. Sie ist exemplarisch definiert zu

$$LSV = a \cdot LSV_{TXP}^2 + b \cdot LSV_{TXP} + c. \quad (2-27)$$

Die Annahme der Flottengültigkeit dieser Messungen ist natürlich mit gewissen Unsicherheiten behaftet. Insbesondere bei Verwendung von analytisch ermittelten Komponentenkennfeldern, welche die geforderte prozentuale Relation von \dot{m}_{VI} und LSV einhalten, führt eine fehlerhafte Transferfunktion zu einer Zuordnung der Messpunkte zu falschen Lastpunkten im Kennfeld des Verdichters und somit zu fehlerhaft transformierten Messwerten. Bei Verwendung von betrieblichen Messwerten für die Erstellung von Komponentenkennfeldern, wobei die Messdaten mit einer vordefinierten Transferfunktion ausgewertet wurden, wird diese Fehlerquelle eliminiert, da eine unpräzise Transferfunktion nun nur zu einer Aufhebung der prozentualen Relation von \dot{m}_{VI} und LSV führt, die relevante Korrelation von LSV_{TXP} und \dot{m}_{VI} jedoch korrekt ist. Über die in diesem Fall beobachtbare Abweichung in der prozentualen Relation zwischen \dot{m}_{VI} und LSV könnte sogar eine Korrektur der Transferfunktion erfolgen. Dies ist jedoch aus oben beschriebenen Gründen nicht zwingend erforderlich.

Ein Aspekt, der bei der Transformation von Messwerten berücksichtigt werden muss, ist der Anstieg der den Messwerten zugeordneten Messunsicherheiten. Dieser Anstieg kann auf eine Kombination von systematischen und stochastischen Effekten zurückgeführt werden. Der systematische Anstieg der Messunsicherheiten beruht auf möglichen Modellierungsungenauigkeiten des verwendeten numerischen Modells und kann bei Einzelmessungen nicht quantifiziert werden. Bei Auswertung einer großen Anzahl an Messwerten kann durch Querauftragungen und dezidierte Vergleiche zwischen Modellrechnungen und Messungen der mögliche Einfluss des Modells auf die Messunsicherheiten quantifiziert werden. Dies ist jedoch erst im Nachgang einer erfolgten Langzeitauswertung und nur nach Transformation der Messwerte möglich.

Im Vergleich zum systematischen Einfluss ist der stochastisch bedingte Anstieg der Messunsicherheiten deutlich einfacher zu quantifizieren. Hierfür sind die Sensitivität des Modells bezüglich der Messwerte, an welche das Modell adaptiert wird, sowie der Umfang der notwendigen Transformation maßgeblich. Eine detaillierte Beschreibung zur Transformation von Messunsicherheiten wird in Kapitel 3.2.2 gegeben.

2.3 Numerik

Ziel dieses Kapitels ist es, einen kurzen Überblick über die Methoden zu geben, welche im Laufe der Arbeit verwendet werden und diese in den jeweiligen fachspezifischen Kontext einzuordnen.

2.3.1 Optimierungsverfahren

Unter Optimierung wird im Allgemeinen die bestmögliche Lösung einer vorgegebenen Problemstellung verstanden. Die Problemstellung ist hierbei durch eine Zielfunktion definiert und die bestmögliche Lösung eventuell durch einschränkende, lineare und nichtlineare, Randbedingungen limitiert. Grundsätzlich kann bei der Optimierung zwischen Funktions- und Parameteroptimierung unterschieden werden. Bei der Funktionsoptimierung wird eine Funktion gesucht, welche eine bestimmte Problemstellung bestmöglich erfüllt, wohingegen bei der Parameteroptimierung die Parameter einer vorgegebenen Funktion optimiert werden sollen. Die Struktur der Zielfunktion hat großen Einfluss auf den Erfolg und die Zuverlässigkeit der Optimierung. Je nach Struktur können verschiedene Optimierungsverfahren zielführend sein. Die gebräuchlichsten Verfahren für die lokale Optimierung von linearen Zielfunktionen sind:

- Simplex-Verfahren,
- Innere-Punkt-Verfahren.

Das Simplex-Verfahren ist aufgrund seiner einfachen Struktur und der Möglichkeit, Startpunkte vorangegangener Lösungen zu übernehmen das am häufigsten angewendete Verfahren. Für weiterführende Informationen zum Simplex-Verfahren sei auf Koop und Moock [39] verwiesen.

Neben dem einfachen Fall der linearen Zielfunktion treten in den Naturwissenschaften bedeutend häufiger Probleme mit nichtlinearen Zielfunktionen auf. Die gebräuchlichsten Verfahren für die lokale Optimierung von nichtlinearen Zielfunktionen sind:

- Downhill-Simplex-Verfahren,
- Quasi-Newton-Verfahren,
- Newton-Raphson-Verfahren.

Für das Newton-Raphson-Verfahren gilt die Vorschrift

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x)}{f'(x)}, \quad (2-28)$$

wobei $n=0, 1, 2, \dots$ gilt und x_0 gegeben sei. Für den Fall, dass der Funktionsterm unbekannt ist, kann die Ableitung numerisch durch Linearisierung im Arbeitspunkt x_n erfolgen. Die Schrittweite der Linearisierung hat bei einem Newton-Raphson-Verfahren großen Einfluss auf die Robustheit der Lösung. Daher ist die Bestimmung der Schrittweite ein weiteres Optimierungsproblem, für welches oft Trust-Region-Verfahren angewendet werden. Für den Fall der Konvergenz erzielt das Newton-Raphson-Verfahren eine quadratische Konvergenzrate.

Die globale Optimierung von nichtlinearen Zielfunktionen ist bis heute nicht komplett gelöst. Am häufigsten werden bei dieser Art von Problemstellung evolutionäre Algorithmen verwendet. Hierbei wird das natürliche evolutionäre Verhalten in einem iterativen Prozess nachempfunden und in drei grundlegende Schritte aufgespalten:

- Mutation,
- Rekombination,
- Selektion.

Bei der Mutation werden die Start-Parametersätze willkürlich modifiziert und im Rahmen der Rekombination um weitere Kombinationen erweitert. In der Selektion werden die erfolgversprechendsten Parametersätze ausgewählt und in die nächste Iteration überführt. Für eine detailliertere Übersicht über Optimierungsverfahren sei auf Bronstein et al. [9] verwiesen.

2.3.2 Fuzzylogik

Die Fuzzylogik stellt eine Erweiterung der klassischen Booleschen Logik dar. Neben den eindeutigen Zuständen „wahr“ und „falsch“ ist die Fuzzylogik um unscharfe („fuzzy“) Zustände erweitert. Sie entspricht damit eher der menschlichen Natur bei der Klassifizierung von Zuständen. Die Grundzüge der Fuzzylogik gehen auf die Arbeit von Zadeh [79] zurück.

Vor der Erläuterung des grundsätzlichen Vorgehens sollen noch die im Bereich der Fuzzylogik benötigten Begrifflichkeiten Fuzzy-Mengen und Zugehörigkeitsfunktionen erläutert werden. Fuzzy-Mengen unterscheiden sich von traditionellen Mengen dadurch, dass Elemente einer Fuzzy-Menge auch nur teilweise zu den definierten Mengen gehören. Der

Grad der Zugehörigkeit liegt dabei zwischen 0 und 1. Die Zuordnung eines Elementes zu einer Fuzzy-Menge geschieht durch Zugehörigkeitsfunktionen. Sie stellen somit den Grad der Zugehörigkeit zu einer Menge F als Funktion von einer die Menge beschreibenden Variable x dar, siehe Bild 2-6. Häufig werden die Zugehörigkeitsfunktionen als Dreieck-, Trapez-, oder Gaußfunktionen ausgeführt.

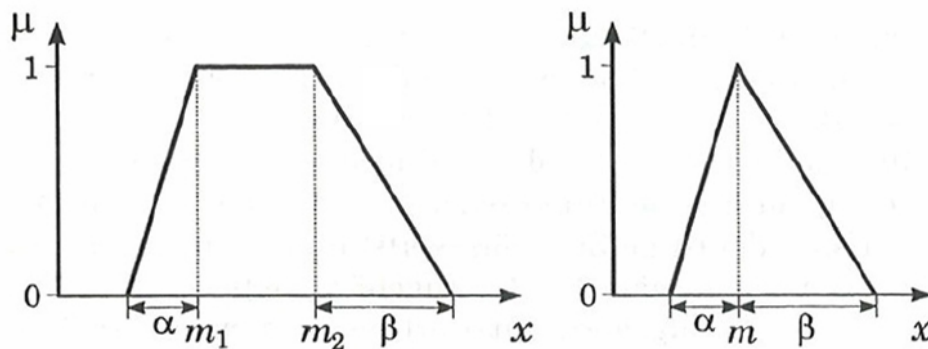


Bild 2-6: Zugehörigkeitsfunktionen [36]

Die Anwendung eines Fuzzylogik Systems gliedert sich in vier Schritte. Diese sind:

- Fuzzyfizierung (Verwischen der scharfen Eingangswerte),
- Implikation (Anwendung der Regelbasis),
- Aggregation (Zusammenfassen der Ergebnisse der Implikation),
- De-Fuzzyfizierung (Überführung der Aggregation in scharfe Ausgangswerte).

Wenn im Schritt der Implikation die Regel mehr als eine Variable umfasst, müssen Operatoren angewendet werden, welche das Gesamtergebnis der Bedingung für diese Regel widerspiegeln. Die gebräuchlichsten Fuzzy-Operatoren sind der Minimum-Operator, äquivalent dem logischen UND, und der Maximum-Operator, äquivalent dem logischen ODER. Der Minimum-Operator bildet also die Schnittmenge und kann für zwei Größen definiert werden zu

$$\mu_{A \cap B}(x) = \text{MIN}(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (2-29)$$

Der Maximum-Operator hingegen bildet die Vereinigungsmenge und kann für zwei Größen definiert werden zu

$$\mu_{A \cup B}(x) = \text{MAX}(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (2-30)$$

In Bild 2-7 ist die Anwendung des Minimum-Operators exemplarisch für ein System mit zwei Eingangsgrößen aufgeführt.

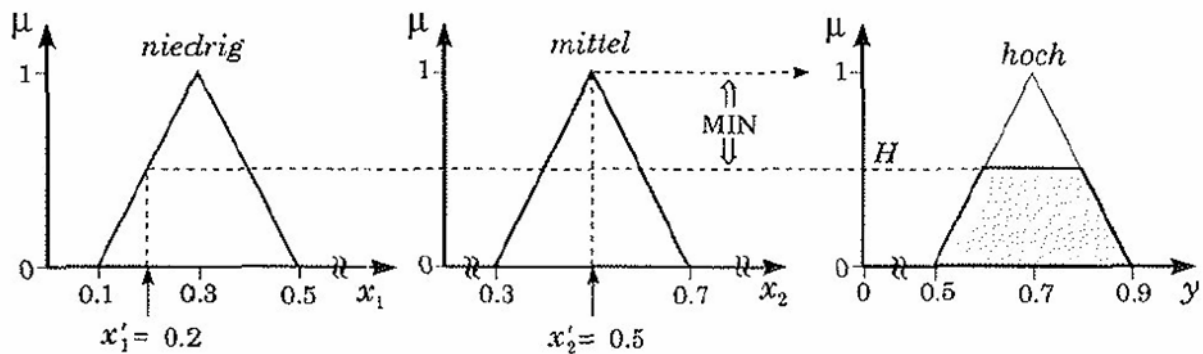


Bild 2-7: Anwendung des Minimum-Operators [36]

Für den Fall, dass ein System mit mehreren aktiven Regeln besteht, müssen diese durch den Maximum-Operator in eine Vereinigungsmenge überführt werden. Hierbei gilt für die Vereinigung von n Regeln

$$R = R_1 \cup \dots \cup R_n. \quad (2-31)$$

Unter Anwendung der Zugehörigkeitsfunktion ergibt sich

$$\mu_R(x, y) = \text{MAX}(\mu_{R_1}(x, y), \dots, \mu_{R_n}(x, y)). \quad (2-32)$$

Der Sachverhalt wird exemplarisch in Bild 2-8 dargestellt.

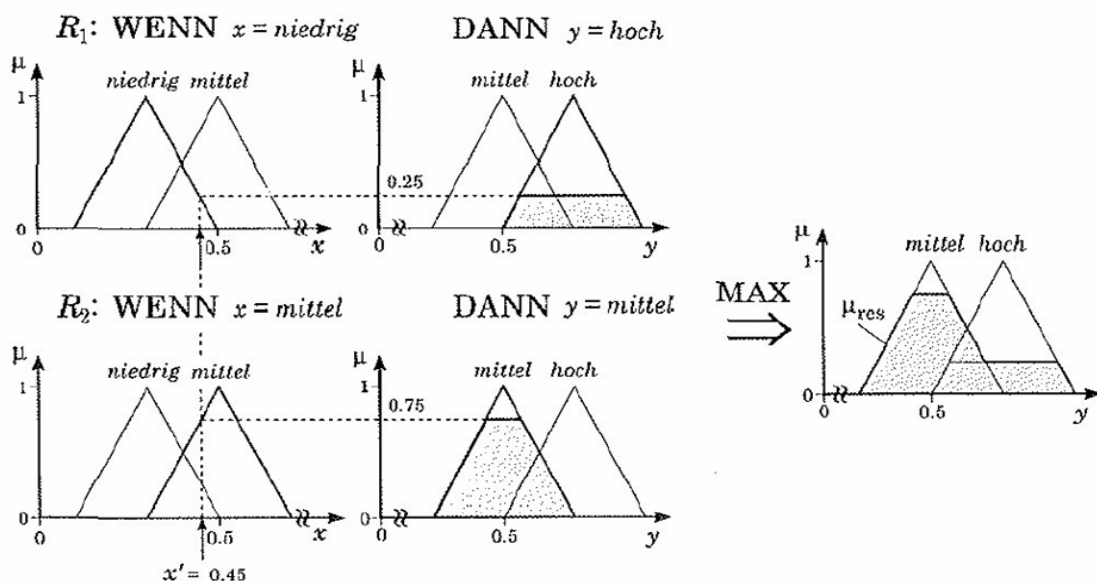


Bild 2-8: Anwendung des Maximum-Operators bei mehreren aktiven Regeln [36]

Bei der Überführung der unscharfen Ergebniswerte in scharfe Aussagen kommen verschiedenste Methoden zum Einsatz. Die gebräuchlichste ist hierbei die Methode des Flächenschwerpunktes (Center of Gravity - COG). Hierbei wird der Flächenschwerpunkt der Zugehörigkeitsfunktion für die De-Fuzzyfizierung ermittelt und als Ergebniswert ausgegeben. Je nach Funktionstyp der De-Fuzzyfizierungsfunktion kann die Anwendung der erweiterten Flächenschwerpunktmethode sinnvoll sein, um eine ausgewogene Gewichtung der einzelnen Mengen zu erzielen.

Die großen Vorteile der Fuzzylogik gegenüber anderen Verfahren sind wie folgt:

- Da die Unschärfe zum Konzept der Fuzzylogik gehört, ist dieses Verfahren prädestiniert für die Anwendung auf nicht eindeutig klassifizierbare Daten,
- Fuzzylogik lässt sich problemlos in bestehende Algorithmen und Verfahren implementieren,
- Der Einfluss einzelner Regeln und die Berechnung des Ergebnisses lassen sich jederzeit schrittweise in Fuzzy-Inferenz-Diagrammen darstellen,
- Expertenwissen kann direkt in Form von Regelsätzen in die Logik implementiert werden.

Dem gegenüber stehen einige Nachteile der Fuzzylogik. Diese sind:

- Komplexe Regelsätze benötigt,
- Hohe Anzahl an Freiheitsgraden in der Modellierung.

Die Abwägung zwischen den aufgeführten Vor- und Nachteilen ist problemspezifisch. Aufgrund der oft unklaren Datenlage in der Gasturbinendiagnose sind diese Systeme ein weiterer wichtiger Baustein zur vollständigen Diagnostizierbarkeit.

2.3.3 Stromlinienkrümmungsverfahren

Auch in Zeiten steigender Rechenleistung stellen die Stromlinienkrümmungsverfahren (SKV) eine wichtige Säule in den Bereichen der Auslegung und der Analyse von Turbomaschinen dar, siehe Casey und Robinson [12] sowie Bestle et al. [5]. SKV werden für die Berechnung von aerodynamischen Parametern genutzt und beruhen auf der Lösung der zweidimensionalen Eulergleichungen entlang der S1- oder S2-Flächen, siehe Bild 2-9.

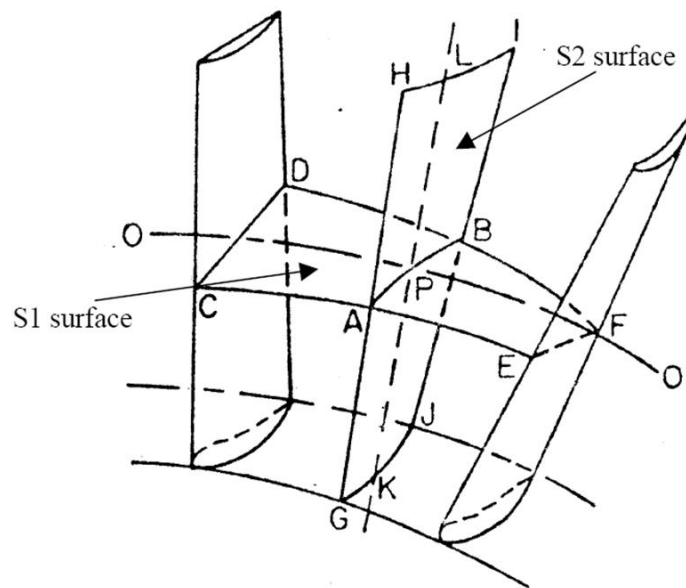


Bild 2-9: Darstellung der S1- und S2-Flächen, Novak [47]

Die meisten numerischen Lösungsansätze der SKV basieren auf den Verfahren von Novak [47] und Denton [14], welche wiederum auf den grundsätzlichen Überlegungen von Wu [77] bezüglich der Theorie der dreidimensionalen Strömung in Turbomaschinen beruhen. Grundsätzlich wird zwischen zwei verschiedenen Rechenmethoden unterschieden. Im Fall der Auslegung werden die Änderungen in Enthalpie und Entropie direkt vorgegeben, während bei der Analyse eines bestehenden Modells die Änderungen von Enthalpie und Entropie durch Verlustkorrelationen und Dralländerungen implementiert werden. Die Präzision der erzielten Lösung ist hierbei maßgeblich durch die Präzision der verwendeten Verlustkorrelationen und nur untergeordnet durch die Präzision der Numerik bestimmt, Denton [14].

Die Hauptvorteile der SKV sind die kurzen Rechenzeiten, die Zuverlässigkeit, der einfache Aufbau und die einfache Implementierung von Verlustkorrelationen. Durch die Implementierung modifizierter Verlustkorrelationen ist es möglich, Erfahrungswerte auf Basis bestehender Maschinenauswertungen in das Modell zurückzuführen und somit verbesserte Aussagegenauigkeiten zu erzielen. Somit basieren die verwendeten SKV und die implementierten Verlustkorrelationen auf dem langjährigen Erfahrungsschatz der OEM und werden dementsprechend sehr geschützt gehandhabt, sind also im Allgemeinen nicht öffentlich zugänglich. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit nur die Standardverlustkorrelationen aufgeführt, siehe Kapitel 5.1.2 und 5.2.2.

3 Datenvalidierung

Aufgrund der Tatsache, dass die hier verwendeten Systeme der Betriebsdatenaufzeichnung zu einem großen Teil nicht relevant für die Regelung der Gasturbine sind, ist eine Wartung der Messtechnik durch den Betreiber nicht immer in vollem Umfang gewährleistet. Um die notwendige Güte der Datenqualität für die Erstellung von Komponentenkennfeldern zu gewährleisten ist ein leistungsfähiges Validierungssystem unerlässlich. Die drei Hauptaufgaben eines Validierungssystems sind die Detektion von Anomalien, die Isolation der abweichenden Komponente und die Diagnose des erwarteten Betrages der Abweichung. Die Anomalie ist hierbei definiert als eine Abweichung des aktuellen Maschinenzustandes von einem anlagenspezifisch definierten Normzustand.

Das zu entwickelnde System muss in der Lage sein, sowohl spontane als auch graduelle Abweichungen, sowohl in der Messtechnik als auch in den Komponenten der Gasturbine, zuverlässig zu detektieren. Weiterhin muss das System in der Lage sein, Abweichungen sowohl bei sauberem als auch im stark verschmutzten Zustand der Gasturbine korrekt zu isolieren.

3.1 Datenbasis

Für Generierung, Erprobung und Optimierung des Systems wurde ein reduzierter charakteristischer Datensatz realer Messwerte verwendet. Der Datensatz umfasst ca. 260.000 Messpunkte, deckt ein Verdichtereintrittstemperaturdelta von 17°C ab und enthält 33 Wechsel zwischen Grund- und Teillast, wobei die Grundlastfahrten einen zeitlichen Anteil von ca. 80% aufweisen. Dieser Datensatz entspricht damit der typischen Fahrweise eines GuD-Kraftwerks im Mittellastbetrieb. Der Datensatz liegt im ASCII-Format vor und enthält die Messpunkte mit einem Zeitabstand von 10 Sekunden. Das verwendete numerische thermodynamische Gasturbinenmodell wird beschrieben in Zwingenberg et al. [80].

3.2 Detektion von Anomalien

Neben den Signalen der Standardinstrumentierung werden auch noch Informationen über die Brenngaszusammensetzung, Brennkammer- und Generatorwirkungsgrade sowie die

Druckverlustkoeffizienten für Eintrittsgehäuse und Abgasstrecke, siehe Kapitel 2.2.4, benötigt. Diese anlagenspezifischen Daten werden aus der letzten verfügbaren, kalibriert gemessenen Abnahmemessung und dem bestehenden numerischen Gasturbinenmodell entnommen. Insgesamt liegen somit $n=51$ Signale für $m=260.000$ Zeitschritte vor. Diese Signale werden zu Beginn der Auswertung in der $m \times n$ -Matrix MDS zusammengefasst. Die Auswertung sollte nach Möglichkeit zum Zeitpunkt der letzten Abnahmemessung beginnen, da hier sichergestellt werden kann, dass sich die Gasturbine zu diesem Zeitpunkt in einem einwandfreien Zustand befand. Die auf ISO- und Designbedingungen transformierte Abnahmemessung definiert nun den individuellen Referenzzustand der Gasturbine für die weiteren Validierungsschritte.

3.2.1 Thermodynamische Auswertung

In diesem Kapitel wird das Vorgehen zur thermodynamischen Auswertung in Kombination mit globalen Validierungsansätzen beschrieben. Bei dem Entwurf von Detektionsalgorithmen ist es wichtig zu unterscheiden, welcher Fehlertypus detektiert werden soll. Im Rahmen dieser Arbeit werden insgesamt fünf Fehlertypen unterschieden.

Nr.	Bezeichnung	Charakteristika
1	Erratisch	Signal streut stark, bleibt aber in der Region plausibler Messwerte.
2	Fixiert	Signal zeigt keine Variation über der Zeit.
3	Irrational	Signal verlässt die Region plausibler Messwerte.
4	Singulär	Signal zeigt Sprung im zeitlichen Verlauf, kleine Amplitude.
5	Graduell	Signal zeigt Drift über Zeit, kleine Gradienten.

Tabelle 3-1: Beschreibung der untersuchten Fehlertypen

Die Fehlertypen eins, zwei und drei können bereits im Rahmen einer globalen Signalanalyse vor der thermodynamischen Auswertung detektiert werden. Dieser Schritt wird als globale Analyse bezeichnet, da hier der gesamte zur Verfügung stehende Datensatz in einem Schritt untersucht wird. Dies ist aufgrund der Tatsache möglich, dass das hier vorgestellte System zeitversetzt arbeitet und somit eine globale Betrachtung über den gesamten relevanten Zeitraum vor Beginn der Auswertung möglich ist. Weiterhin können die Fehlertypen eins bis drei nicht die Komponenten der Gasturbine betreffen, so dass es sich nur um Fehler in der Messtechnik handeln kann und keine thermodynamische Auswertung nötig ist.

Für den ersten Fehlertyp, den erratischen Signalverlauf eines Messinstrumentes, werden die messwertspezifischen Gradienten zwischen den einzelnen Messpunkten berechnet und mit signalspezifischen empirischen Grenzwerten abgeglichen, so dass gilt

$$\forall k = 1, \dots, m \quad \wedge \quad \forall l = 1, \dots, n, \\ \frac{MDS(k, l) - MDS(k-1, l)}{\Delta t} \leq Limit_1(l). \quad (3-1)$$

Der zweite Fehlertyp, ein inaktiver Sensor, wird über die zeitlich gemittelte Summe der quadrierten Differenzen zwischen betroffenem Signal und dem zugehörigen Mittelwert detektiert. Hierzu werden die gebildeten Residuen ausgewertet und mit einem entsprechenden empirischen Grenzwert verglichen, so dass gilt

$$\forall k = 1, \dots, m - \Delta k \quad \wedge \quad \forall l = 1, \dots, n, \\ \frac{\sum_{j=k}^{k+\Delta k} \left(MDS(j, l) - \sum_{i=k}^{k+\Delta k} MDS(i, l) \right)^2}{\Delta k} \leq Limit_2(l). \quad (3-2)$$

Dabei ist zu beachten, dass bei der Abstimmung dieses Detektionsalgorithmus die Zeitdifferenz Δk so gewählt werden muss, dass bei einem typischen Signalverlauf genug Variationen auftreten können um Fehldetektierungen zu vermeiden. Gleichzeitig darf die Zeitdifferenz nicht zu groß gewählt werden, da sonst eine stark verzögerte Detektion eintritt. Dieser Algorithmus ist prinzipimmanent nicht auf geregelte Größen wie zum Beispiel die LSV oder die Brenngastemperatur nach Vorwärmung anwendbar.

Der dritte Fehlertyp kann über eine Schwellwertüberwachung mit empirischen Grenzwerten

$$\forall k = 1, \dots, m \quad \wedge \quad \forall l = 1, \dots, n, \\ Limit_{3a}(l) \leq MDS(k, l) \leq Limit_{3b}(l) \quad (3-3)$$

sehr gut detektiert werden. Hierbei müssen die Grenzwerte der Umgebungsparameter für optimale Ergebnisse an den individuellen Gasturbinenstandort adaptiert werden. Für weiterführende Literatur zur signalbasierten Datenanalyse sei auf die Arbeiten von Bauer und Staudacher [3] sowie Kretschmann et al. [40] verwiesen

Nach erfolgter globaler Signalanalyse beginnt die zeitpunktdiskrete thermodynamische Auswertung, welche unter anderem die Basis für die Detektion der verbleibenden Fehlertypen vier und fünf, siehe Tabelle 3-1, die nun auch die Komponenten der Gasturbine betreffen

können, bildet. Im ersten Schritt werden alle Daten der Gasturbine des Zeitpunkts k in den Messwertevektor X_k überführt. Parallel hierzu werden die hinterlegten Spezifikationen der verwendeten Standardinstrumentierung genutzt, um die zeitpunktspezifischen Messunsicherheiten der einzelnen Signale zu berechnen und in der Kovarianzmatrix Sx_k zu speichern,

$$X_k = MDS(k,:) = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad Sx_k = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_n^2 \end{pmatrix}. \quad (3-4)$$

Hierbei wird eine möglicherweise, aufgrund der gemeinsamen Messstrecke einzelner Signale, vorhandene Korrelation zwischen den Signalen vernachlässigt.

Anschließend werden alle redundant vorhandenen Signale unter Berücksichtigung der Ergebnisse der globalen Signalanalyse gemittelt und als Pseudomesswerte im nun erweiterten Messwertevektor X_k gespeichert. Die Varianz der arithmetisch gemittelten Größen wird berechnet und in die ebenfalls erweiterte Kovarianzmatrix Sx_k übernommen. Im nächsten Schritt erfolgt die thermodynamische Auswertung des Messwertevektors X_k zur Bestimmung der nicht messtechnisch erfassten Größen (\dot{m}_{IT} , T_{TI} , etc.). Die Berechnung erfolgt entsprechend der Spezifikationen aus Kapitel 2.2.4. Die thermodynamisch relevanten Pseudomesswerte werden nun ebenfalls in den erweiterten Messwertevektor X_k aufgenommen. Um die Varianz dieser Pseudomesswerte berechnen zu können, muss zuerst der Einfluss der vorhandenen Signale und der anlagenspezifischen Konstanten auf diese Pseudomesswerte bestimmt werden. Hierzu werden in einer Subroutine alle Parameter des initialen Messwertevektors um ihre jeweilige Standardabweichung σ positiv und negativ variiert, die thermodynamische Auswertung jeweils erneut durchgeführt und so der Einfluss der Parameter des Messwertevektors auf die zu bestimmenden Pseudomesswerte bestimmt. Wenn die Sensitivitäten der Pseudomesswerte bezüglich des Messwertevektors bekannt sind, können die Pseudomesswerte als lineare Funktion des initialen Messwertevektors formuliert werden

$$x_{k,n+1} = g(x_{k,1}, \dots, x_{k,n}) \quad (3-5)$$

und die Erweiterung der Kovarianzmatrix ist möglich wie folgt möglich

$$\sigma_{n+1}^2 = \left(\frac{\partial g}{\partial X_k} \right)^T Sx_k \left(\frac{\partial g}{\partial X_k} \right), \quad (3-6)$$

$$Sx_{k,n+1,i} = \left(\frac{\partial g}{\partial X_k} \right)^T Sx_k E_i. \quad (3-7)$$

Zu diesem Zeitpunkt enthalten der Messwertevektor und die korrespondierende Kovarianzmatrix die systematischen Unsicherheiten aller relevanten anlagenspezifischen Konstanten wie Kühlluftentnahmefaktor, Turbinenschluckvermögen etc. Diese systematischen Varianzen gehen ebenfalls in die Unsicherheitsbetrachtung der thermodynamischen Pseudogrößen ein, was insbesondere für den späteren Vergleich von Messwerten mehrerer Gasturbinen sinnvoll ist. Für die Detektion von Anomalien verschlechtern diese systematischen Unsicherheiten jedoch vor allem die Erkennungsrate aufgrund eines erhöhten Akzeptanzlevels, bedingt durch den systematischen Anteil in der Varianz der einzelnen Parameter. Deshalb wird speziell für die Detektion und die Fehlerisolierung eine zweite Kovarianzmatrix Sx_{NR} gebildet. Diese Matrix ist um den Einfluss aller statischen Anlagenparameter bereinigt und enthält nur noch die erratischen Komponenten der spezifischen Messunsicherheiten. Die Matrix Sx_{NR} ist die Standardkovarianzmatrix für alle nachfolgenden Anwendungen bezüglich der Detektion und Isolation in der Datenvalidierung.

3.2.2 Diagnostische Parameter

Die Detektion von Anomalien basiert auf dem Abgleich von definierten diagnostischen Parametern mit einem definierten Normzustand auf Basis einer Referenzmessung. Diese Referenzmessung ist im Allgemeinen die letzte verfügbare und kalibriert gemessene anlagenspezifische Abnahmemessung. In Ausnahmefällen, wenn keine gemessene Referenz verfügbar ist, kann die Referenz aber auch über das bestehende numerische Modell generiert werden. Um den physikalisch sinnvollen Abgleich zwischen aktuellen diagnostischen Parametern und dem Referenzzustand zu gewährleisten, müssen beide Datensätze unter Verwendung eines bestehenden numerischen Modells auf vergleichbare Umgebungs- und Lastbedingungen transformiert werden, siehe Kapitel 2.2.5. Die verwendeten Umgebungsbedingungen sind in der ISO 2314 [32] definiert, während die Lastbedingungen durch die T_{TL0} und voll geöffnete LSV definiert sind. Da einige der im Messwertevektor X_k

vorhandenen Parameter der Gasturbine benötigt werden, um die Umgebungs- und Lastbedingungen für die Transformation zu definieren, stehen letztendlich neun bei Referenzbedingungen variable diagnostische Parameter für die Diagnose zur Verfügung, siehe Tabelle 3-2.

Index	Symbol	Beschreibung	Einheit
1	T_{VII}	Verdichteraustrittstemperatur	°C
2	p_{VII}	Verdichteraustrittsdruck	bar
3	Δp_{BK}	Brennkammerdruckverlust	mbar
4	T_{TII}	Turbinenaustrittstemperatur	°C
5	P_{KL}	Klemmenleistung	kW
6	\dot{m}_{VI}	Verdichtereintrittsmassenstrom	kg/s
7	η_{VS}	Isentroper Verdichterwirkungsgrad	%
8	η_{TS}	Isentroper Turbinenwirkungsgrad	%
9	η_{KL}	Klemmenwirkungsgrad	%

Tabelle 3-2: Diagnostische Parameter

Diese neun diagnostischen Parameter werden nun in den Vektor der diagnostischen Parameter

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_9] \quad (3-8)$$

überführt. Nach der erfolgten Messwerttransformation sind die diagnostischen Parameter der aktuellen Messung und der Referenzmessung direkt vergleichbar. Für eine Bewertung der nach diesem Schritt vorhandenen Differenzen ist die Kenntnis über die Varianzen der einzelnen Parameter jedoch unerlässlich. Aus diesem Grund müssen die relevanten erratischen Kovarianzen der diagnostischen Parameter der Matrix $S_{X_{NR}}$ ebenfalls auf den definierten Betriebspunkt transformiert werden. Hierfür ist es notwendig, die bestehende Matrix $S_{X_{NR}}$ so zu reduzieren, dass sie nur noch die Einträge der sechs Parameter enthält, an welche das numerische Gasturbinenmodell für die Datentransformation adaptiert wird. Die so reduzierte Kovarianzmatrix wird mit $S_{X_{NR-RED}}$ bezeichnet. Um die Transformation der Varianzen durchführen zu können, wird der Einfluss der Varianzen der Zielgrößen für die Adaption des numerischen Modells auf die neun transformierten diagnostischen Parameter bestimmt. Hierfür wird nacheinander jede der sechs einzelnen Zielgrößen um den Betrag der jeweiligen Standardabweichung σ variiert und der Einfluss auf die transformierten diagnostischen Parameter bestimmt. Das Ergebnis dieser Variationsrechnung wird in der Jacobimatrix

$$I = \begin{pmatrix} \frac{\Delta T_{VII Trans.}}{\Delta \dot{m}_{VI Mess.}} & \dots & \dots & \frac{\Delta T_{VII Trans.}}{\Delta LSV_{Mess.}} \\ \frac{\Delta p_{VII Trans.}}{\Delta \dot{m}_{VI Mess.}} & \ddots & & \frac{\Delta p_{VII Trans.}}{\Delta LSV_{Mess.}} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \frac{\Delta \eta_{KI, Trans.}}{\Delta \dot{m}_{VI Mess.}} & \dots & \dots & \frac{\Delta \eta_{KI, Trans. n}}{\Delta LSV_{Mess.}} \end{pmatrix} \quad (3-9)$$

zusammengefasst. Mit Kenntnis der Sensitivitäten in der Matrix I ist es nun möglich, die Transformation der reduzierten Kovarianzmatrix $S_{x_{NR-RED}}$

$$R = I S_{x_{k,NR-RED}} I^T. \quad (3-10)$$

für die diagnostischen Parameter auf ISO- und Designbedingungen durchzuführen (Volponi, [72], Brown und Hwang, [10]).

3.2.3 Detektion

Die Vergleichbarkeit der aktuellen diagnostischen Parameter zum Zeitpunkt k mit den Parametern der Abnahmemessung ist nun für die neun gewählten Parameter gewährleistet, so dass gilt

$$\forall i = 1, \dots, 9 \quad \Delta y_{k,i} = y_{ref.,i} - y_{k,i}. \quad (3-11)$$

Für die Detektion werden üblicherweise Differenzen zwischen Messung und Referenz genutzt. Vorhandene Differenzen beruhen in erster Linie auf Alterungseffekten, Ungenauigkeiten des verwendeten numerischen Modells, Differenzen zwischen betrieblichem und kalibriertem Messequipment sowie leichten Variationen im Bauzustand infolge des Betriebes, zum Beispiel veränderte radiale Spalte. Heinze et al. [29] besprechen ausführlich die hierfür zugrunde liegenden Parameter inklusive deren Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen. Für die Detektion von Anomalien ist jedoch nicht der absolute Betrag der Abweichung, definiert in Gleichung (3-11), entscheidend, sondern die Entwicklung dieser Differenzen über der Zeit. Um hier Entwicklungen detektieren zu können, werden die beobachteten Differenzen über definierte Zeitintervalle β entsprechend

$$\Delta \Delta y_{k,i} = \Delta y_{k,i} - \Delta y_{k-\beta,i}. \quad (3-12)$$

verglichen, siehe Simon et al., [61]. Um Fehler des Typs vier (Tabelle 3-1) detektieren zu können, empfiehlt sich ein relativ kurzer Zeitabstand zwischen den zu vergleichenden Messungen. In diesem Fall wurde ein β -Wert von zwei Minuten verwendet. Dieser kurze Zeitabstand hat den entscheidenden Vorteil, dass Ungenauigkeiten des verwendeten numerischen Modells eliminiert werden können, so dass eine Detektion auch mit einem suboptimalen numerischen Gasturbinenmodell möglich ist. In Bild 3-1 ist der Vergleich zwischen dem einfachen Δy -Wert und dem $\Delta\Delta y$ -Wert bei einem β -Wert von zwei Minuten für einen mit seinem Absolutwert skalierten diagnostischen Parameter aufgetragen. Der Abfall des aufgetragenen diagnostischen Parameters bei Teillast ist in diesem Fall einzig auf die Transformation des Vektors ΔY mit einem ungenauen numerischen Modell zurückzuführen. Bei Verwendung des $\Delta\Delta y$ -Wertes des Parameters ist der Effekt der suboptimalen Umrechnung eliminiert und der Verlauf zeigt bis auf den stark instationären Übergangsbereich zwischen Grund- und Teillast keine Auffälligkeiten. Volponi et al. [71] halten fest, dass ohne ein vertrauenswürdiges Modell der Gasturbine eine Performancebeurteilung nicht möglich ist, doch durch die Verwendung der $\Delta\Delta y$ -Werte kann das Akzeptanzlevel für vertrauenswürdige Modelle im Rahmen der Detektion angehoben werden.

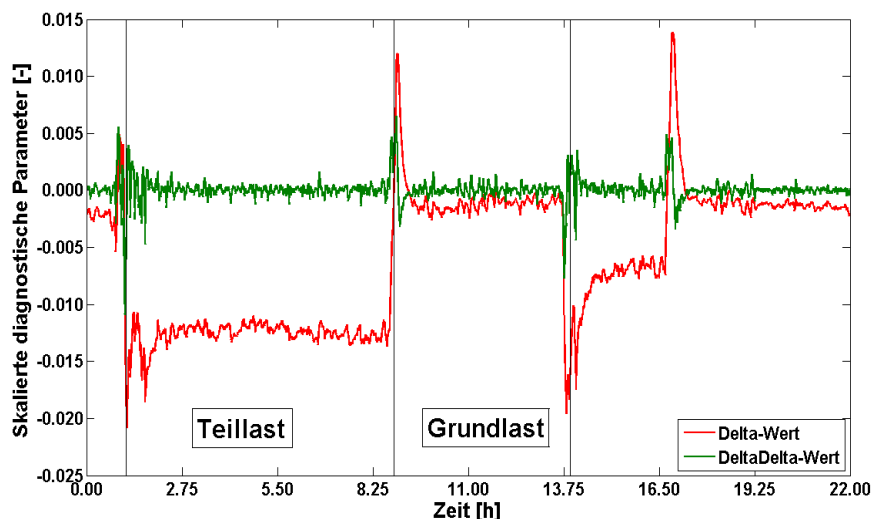


Bild 3-1: Vergleich von Δy - und $\Delta\Delta y$ -Werten bei Grund- und Teillast

Wie Bild 3-1 zu entnehmen ist, zeigen die $\Delta\Delta y$ -Werte mit der Änderung des Betriebspunktes starke Auslenkungen, die auf eine Kombination aus instationären Vorgängen in der Gasturbine und einem thermisch trägen Messequipment, insbesondere am Verdichteraustritt,

zurückzuführen sind. Zur Veranschaulichung der thermischen Trägheit ist in Bild 3-2 die Differenz zwischen gemessenem Verdichterwirkungsgrad und der Modellvorhersage als Funktion der Zeit dargestellt. Die Modellvorhersage ist unabhängig von der Verdichteraustrittstemperatur. Zum Zeitpunkt 00:10 wird die LSV geöffnet und die Gasturbine fährt von Teil- in Grundlast. Um 00:30 ist Grundlast erreicht. Es vergeht eine weitere Stunde bis die thermische Beharrung erreicht ist. Falls die Gasturbine kalt gestartet wurde können maximal bis zu zwei Stunden verstreichen bevor die thermische Beharrung erreicht ist.

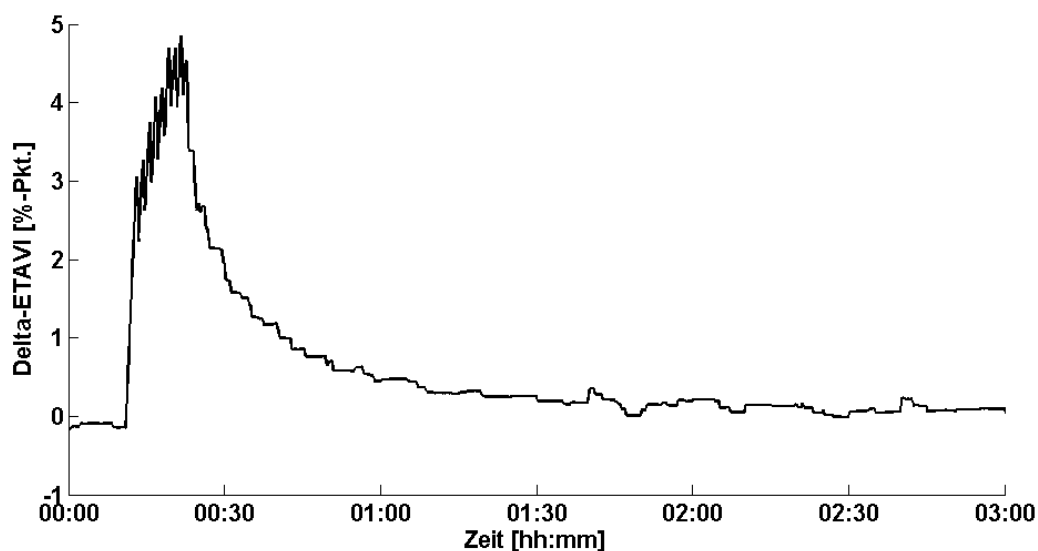


Bild 3-2: Einfluss thermisch träger Messstellen auf den ermittelten Verdichterwirkungsgrad

Um anomale Zustände anhand des $\Delta\Delta Y$ -Vektors detektieren zu können, werden die Komponenten des diagnostischen Vektors mit dem 1.96-fachen ihrer jeweiligen Standardabweichung, entnommen der Matrix $S_{X_{NR-RED}}$, skaliert. Durch diesen Schritt kann für alle Parameter des diagnostischen Vektors ein gemeinsames Detektionslimit genutzt werden.

Die starken Ausschläge der $\Delta\Delta y$ -Werte während der Änderung des Betriebspunktes würden bei diesem Vorgehen zu Fehldetektionen führen, da die instationären Vorgänge nicht zu einer Erhöhung der Varianzen der diagnostischen Parameter führen. Fehler in der Messtechnik können, auch während dieses instationären Betriebes, zu einem großen Teil schon während der globalen Signalanalyse detektiert werden. Dennoch ist eine komplette Aussetzung des Detektionsalgorithmus während des instationären Betriebes nicht sinnvoll, da Abweichungen vom Normzustand für die Komponenten der Gasturbine auch während dieses instationären Betriebes auftreten können. Aus diesem Grund wird die Analyse der diagnostischen

Parameter bei Betriebspunktänderungen nicht abgebrochen, sondern die Detektionslimits abhängig von der Änderung des Betriebspunktes variabel angehoben. Da die untersuchten Gasturbinen auf eine konstante TATK geregelt werden und der Einfluss der Umgebungsparameter auf die Variation der diagnostischen Parameter während des kurzen instationären Lastwechsels zu vernachlässigen ist, wird als Kennzeichen für den veränderten Lastpunkt die LSV herangezogen. Hierbei ist zu beachten, dass die diagnostischen Parameter bereits sehr stark auf kleinste Änderungen der LSV reagieren, größere Änderungen der LSV hingegen nur noch eine geringe zusätzliche Steigerung der Auslenkung der diagnostischen Parameter zur Folge haben. Daher wird die benötigte Anhebung des Detektionslimits für den instationären Lastwechselpunkt folgendermaßen definiert:

$$\Delta DL = \frac{\Delta DL_{\max}}{\log(\Delta LSV_{\max})} \log(\Delta LSV). \quad (3-13)$$

Hierbei ist ΔDL_{\max} die benötigte maximale Anhebung des Detektionslimits für den Fall der maximal möglichen Änderung der LSV (ΔLSV_{\max}). Somit sind beide Werte gasturbinentypspezifisch und für ein optimales Ergebnis entsprechend anzupassen. Der Wert ΔLSV wird über den kompletten Zeitbereich der Verstellung der LSV während eines Lastwechsels berechnet. Die Absenkung des Detektionslimits auf den Standardwert erfolgt erst nach einer gewissen Totzeit, um das Nachschwingen der diagnostischen Parameter aufgrund der thermischen Trägheit zu berücksichtigen. Die Höhe dieser Totzeit ist eine Funktion der für die Bestimmung der Δy -Werte verwendeten Zeitdifferenz β . Ein weiterer zu berücksichtigender Punkt ist, dass die Gasturbine in Teillast nicht T_{TH} geführt, sondern leistungsgeführt betrieben wird. Hierbei wird ein Leistungswert vorgegeben und die LSV kontinuierlich, wenn auch in kleinen Schritten, verstellt, um den Lastpunkt zu halten. Hierdurch ist eine vollständige Stationarität der diagnostischen Parameter $\Delta \Delta y$ nur selten zu erreichen. Aus diesem Grund müssen die Detektionslimits bei Teillast gegenüber Grundlast leicht angehoben werden, um Fehldetektionen in Teillast aufgrund leichter Instationaritäten der diagnostischen Parameter zu vermeiden, siehe Bild 3-3.

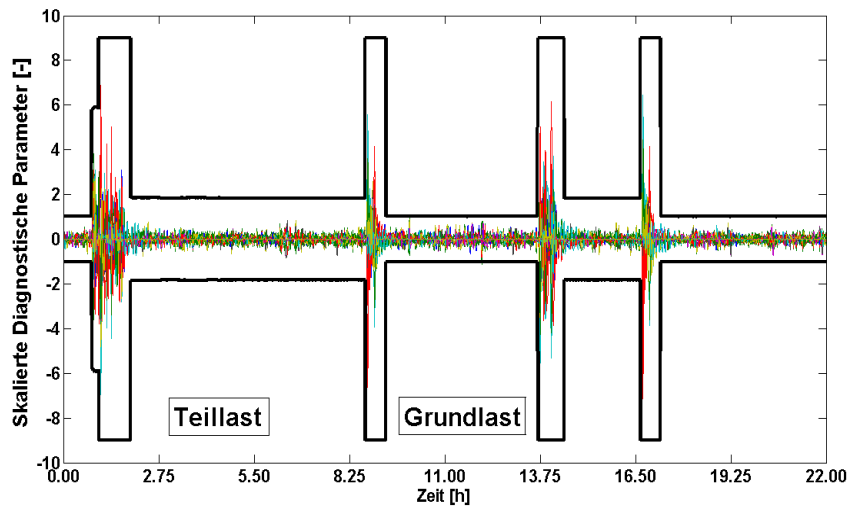


Bild 3-3: Darstellung der diagnostischen Parameter und des Detektionslimits

Da das Detektionssystem trotz dieser Maßnahmen eine erhöhte Anzahl von Fehldetektionen generiert, werden zur Verbesserung der Erkennung statistischer Ausreißer die Δy -Werte einer Filterung unterzogen. Ganguli [27] zeigt ausführlich den Nutzen der Signalfilterung für die Detektion auf, so dass auch bei diesem System die Δy -Werte einer Filterung unterzogen werden. Für diesen Anwendungszweck wurden FIR, IIR und FMH-Filter untersucht. Die Definition ist in den Gleichungen (3-14) bis (3-16) gegeben:

$$IIR: \Delta y_{k,FIR} = \sum_{i=0}^{J-1} b_i \Delta y_{k-i}, \quad (3-14)$$

$$IIR: \Delta y_{k,IIR} = \alpha \Delta y_k + (1 - \alpha) \Delta y_{k-1,IIR}, \quad (3-15)$$

$$FMH: \Delta y_{k,FMH} = \frac{\sum_{i=0}^{J-1} b_i \Delta y_{k-i} + \Delta y_k + \sum_{i=0}^{J-1} b_i \Delta y_{k+i}}{3}. \quad (3-16)$$

Insbesondere in Bezug auf den Rechenaufwand als auch in Bezug auf die Dämpfung des Signals bei gleichzeitiger Beibehaltung des Funktionsverlaufs zeigt sich das IIR-Filter den anderen beiden untersuchten Filterkategorien überlegen. Bei der Auslegung des IIR-Filters in Kombination mit einem statistisch begründeten Detektionslimit kommt der Bestimmung des α eine grundlegende Rolle zu. In Bild 3-4a wird ein Signalsprung in den Δy -Werten simuliert und die Antwortfunktionen der gefilterten und ungefilterten Δy -Werte für ein β von 120 Sekunden bei einer Variation des α von 0.5 bis 0.9 berechnet. Es ist klar zu sehen, dass ab

einem $\alpha \leq 0.6$ die volle Amplitude des ungefilterten Signals im erforderlichen Zeitrahmen erreicht werden kann. Da der Signalsprung im erforderlichen Zeitfenster vollständig abgebildet werden kann, muss die zugeordnete Varianz des Signals für die Detektion eines Sprungs nicht angepasst werden.

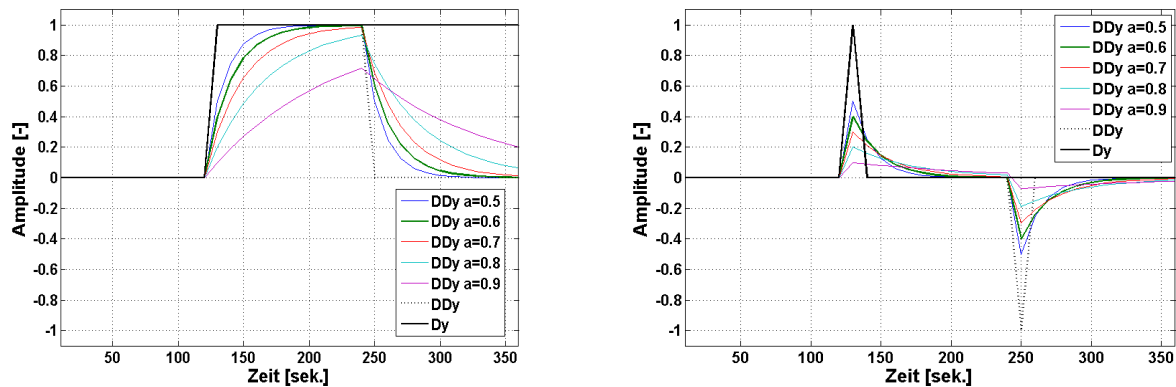


Bild 3-4a/b: Variationen des IIR-Filters für Sprung- und Impulsfunktion des $\Delta\Delta y$ -Wertes

In Bild 3-4b wird ein statistischer Ausreißer über eine Impulsfunktion simuliert und ebenfalls die Antwortfunktion der gefilterten und ungefilterten $\Delta\Delta y$ -Werte berechnet. Hier ist klar der dämpfende Einfluss des IIR-Filters zu erkennen. Bei einem α von 0.6 werden nur 40% der Amplitude des ungefilterten Signals erreicht. Gleichzeitig bleibt der typische Signalverlauf der ungefilterten $\Delta\Delta y$ -Werte mit einem negativen Nachschwingen nach der Zeit β erhalten. Dies ist für die Erkennung statistischer Ausreißer aufgrund des Musters des generierten Signalverlaufs zwingend notwendig. Durch Verwendung des IIR-Filters mit einem α von 0.6 ist es also möglich, im Falle einer Anomalie vom Typ vier die volle Amplitude zu erhalten während gleichzeitig Amplituden, welche auf singulären und somit irrelevanten Messfehlern beruhen, bei Beibehaltung des qualitativen Verlaufs um 60% gedämpft werden. Simon et al. [61] verwenden ebenfalls ein IIR-Filter, jedoch mit einem α von 0.885, was zu einer sehr starken Glättung des Signals führt und in diesem Fall das System wenig sensitiv gestalten würde.

Eine Abweichung wird erst dann als Anomalie klassifiziert, wenn das Detektionslimit für eine gewisse Zeit überschritten wurde und das Muster der $\Delta\Delta y$ -Werte nicht dem Verlauf eines statistischen Ausreißers entspricht. Aufgrund der Forderung der zeitkonsistenten Überschreitung liegt das effektive Detektionslimit näher an dem 3-fachen der Standardabweichung als an dem für die Skalierung genutzten 1.96-fachen der

Standardabweichung. Die 3σ Grenze wird unter anderem auch von Kyriazis et al. [44] und Borguet, Leonard [6] in Detektionssystemen für Flugtriebwerke verwendet.

Für die Detektionen der Fehlertypen vier und fünf, welche in Tabelle 3-1 aufgeführt sind, ist es sinnvoll, ein Set verschiedener β -Werte zu nutzen. Um Fehler des Typs vier zu detektieren wird ein β von zwei Minuten verwendet. Abweichungen, die unter Anwendung dieses kleinen β -Wertes detektiert werden, werden als Kurzzeitanomalie bezeichnet. Für Fehler des Typs fünf, also ein Wegdriften der diagnostischen Parameter, wird ein Set von insgesamt sieben weiteren β -Werten genutzt, um verschiedene Gradienten möglichst frühzeitig detektieren zu können. Der kleinste verwendete β Wert für dieses Szenario beträgt zehn Minuten, der größte vier Wochen. Abweichungen, die durch Anwendung dieser β -Werte detektiert werden, werden als Langzeitanomalien bezeichnet.

Bei Verwendung von erhöhten β -Werten ergeben sich zwei grundsätzliche Problemstellungen. Zum einen wird der Einfluss des für die Messwerttransformation genutzten numerischen Modells im Rahmen der Bildung der zweiten Differenz der diagnostischen Parameter, Gleichung (3-12), nicht mehr eliminiert und zum anderen kann der Vergleich von möglicherweise stationären Messwerten mit instationären Messwerten zu erhöhten Abweichungen führen.

Um dem ersten Aspekt des Problems, dem Einfluss des numerischen Modells, zu begegnen, werden für die Generierung der $\Delta\Delta y$ -Werte nur Δy -Werte aus ähnlichen Betriebspunkten verglichen, siehe Plotts, Diatzikis [50]. Wenn Messwerte aus ähnlichen Betriebspunkten transformiert werden, ist der modellbedingte Transformationsfehler konsistent und hat somit keinen Einfluss auf die Bildung der diagnostischen Parameter. Für die Definition des Betriebspunktes der Gasturbine werden hierbei die relative Verdichterdrehzahl, die Leitschaufelverstellung LSV und die Turbinenaustrittstemperatur T_{TH} definiert.

Wie in Tabelle 3-3 zu sehen ist, werden mit steigenden β -Werten die erlaubten Abweichungen bezüglich der zu vergleichenden Betriebspunkte erhöht. Hierdurch wird sichergestellt, dass auch bei großen Zeitdifferenzen noch genügend vergleichbare Punkte identifiziert werden können, wenn auch mit einer erhöhten Grundstreuung aufgrund der stärker divergierenden Lastpunkte.

β -Wert	Stationärer Betrieb	Erlaubte Betriebspunktabweichung		
		$\Delta n_v^* [-]$	$\Delta LSV [\% - \dot{m}_{VT}]$	$\Delta T_{TH} [^\circ\text{C}]$
2min	-	-	-	-
10min	5min	0.002	0	3
30min	10min	0.004	1	6
1h	10min	0.004	1	6
12h	20min	0.008	2	12
24h	20min	0.008	2	12
7d	20min	0.008	2	12
14d	20min	0.008	2	12
28d	20min	0.008	2	12

Tabelle 3-3: β -Werte und zulässige Betriebspunktabweichung

Um dem zweiten Aspekt des Problems, der erhöhten Abweichung aufgrund von instationären Effekten, zu begegnen, muss die Gasturbine bei Verwendung von β -Werten über zwei Minuten für einen gewissen Zeitraum stationär betrieben worden sein. Dies reduziert die Streuung der diagnostischen Parameter aufgrund der Vergleichbarkeit des Zustandes der Gasturbine und der arithmetischen Mittelung der Messsignale über den Zeitraum der Stationarität signifikant.

In Tabelle 3-3 sind die geforderten Zeiträume für stationären Betrieb den verwendeten β -Werten zugeordnet. Die geforderten Zeiträume steigen mit den β -Werten an, übersteigen jedoch nicht die maximale Intervall-Länge von 20 Minuten. Dies ist laut ISO 2314 [32] der minimale Testzeitraum bei stationärem Betrieb. Der maximale Zeitraum wird mit einer Stunde angegeben, jedoch würde dieser erhöhte Zeitraum die Verfügbarkeit komparativer stationärer Lastpunkte deutlich einschränken.

Nach Einführung der verschiedenen Fehlertypen, der Berechnung der diagnostischen Parameter für Kurz- und Langzeitanomalien und unter Anwendung der zugehörigen Detektionslimits ist nun in Bild 3-5a exemplarisch der Verlauf der diagnostischen Parameter über der Zeit für einen β -Wert von zwei Minuten aufgetragen. Zum Zeitpunkt 00:23:50 wurde ein Fehler in der Verdichteraustrittstemperaturmessung implementiert und nach 70 Sekunden zum Zeitpunkt 00:25:00 erfolgreich detektiert. Die Absolutwerte der diagnostischen Parameter $\Delta\Delta y_i$ werden nun als Komponenten in den Vektor der Fehlersignatur $\Delta\Delta Y$ überführt. In Bild 3-5b ist die mit den spezifischen Unsicherheiten skalierte Fehlersignatur $\Delta\Delta Y$ zum Zeitpunkt der Detektion dargestellt. Dieser Vektor $\Delta\Delta Y$ bildet die Basis für die nachfolgenden Schritte der Fehlerisolation.

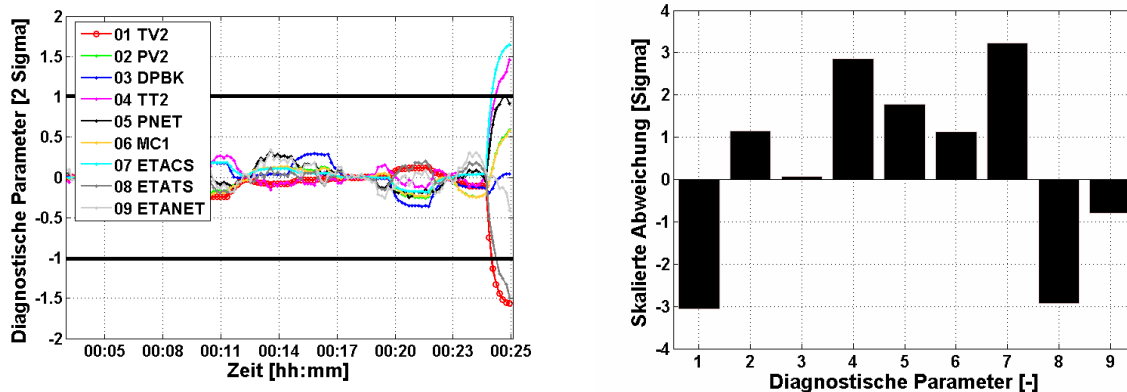


Bild 3-5a/b: Detektion einer Kurzzeitanomalie und zugehörige Fehlersignatur

Das hier vorgestellte System für die Detektion von Anomalien wurde auf den gesamten Testdatensatz angewendet und führte zu keiner Fehldetektion. Die Auswirkung dieses Setups auf die sich ergebenden realen Toleranzschwellen dieses Detektionssystems wird in den nachfolgenden Kapiteln aufgezeigt.

Neben dem hier vorgestellten Verfahren wurden auch weitere Verfahren zur Detektion von Anomalien bei der thermodynamischen Gasturbinauswertung untersucht. Besonders sei in diesem Zusammenhang auf die Verwendung der von Fuchs [26] vorgestellten Untersuchungen zur betriebsbegleitenden Datenvalidierung für thermische Kreisprozesse sowie die Ausführungen von Streit [63] hingewiesen. Das Verfahren von Streit [63], das später auch in ähnlicher Form in die VDI 2048 [68] übernommen wurde, basiert auf der mehrfachen Vernetzung von Messwerten in unterschiedlichen Bilanzgleichungen und der aus dem Abgleich dieser Bilanzen resultierenden Aufdeckung von Widersprüchen zwischen den Messwerten. Dieses Vorgehen wurde in beiden Quellen an Dampfkraftprozessen beschrieben. Die Anwendung dieses Verfahrens führt bei der betriebsbegleitenden Datenvalidierung für den Gasturbinenprozess jedoch nur zu ungenügenden Resultaten. Dies liegt vor allem an der thermodynamisch einfachen Struktur des Gasturbinenprozesses und des relativ geringen Instrumentierungsumfanges, so dass das Aufstellen nicht trivialer und nicht redundanter Bilanzen nur eingeschränkt möglich ist. Die redundanten Bilanzen, die für solche Widerspruchsanalysen genutzt werden können, beruhen bei der Gasturbine in vielen Fällen auf der Verwendung von Druckverlusten im Filterhaus oder in der Brennkammer und sind aufgrund der relativ hohen Messunsicherheit der Druckmessstellen nur eingeschränkt für die Validierung zu nutzen, siehe Zwingenberg et al. [81].

Schulz [55] hat ein Verfahren entwickelt, mit dem der Einfluss von Modellierungsfehlern erkannt und die Detektion ausgesetzt werden kann. Dieses Verfahren beruht darauf, dass für jede Sensorabweichung Fehlerbereiche definiert werden, in denen der Detektionsalgorithmus aktiv ist. Weiterhin müssen diese Fehlerbereiche unabhängig von anderen Sensoren modelliert sein. Dieser Ansatz funktioniert daher nur bei unabhängigen diagnostischen Parametern und unter der Annahme einer einzelnen Fehlerquelle, so dass eine Anwendung in dieser Arbeit nicht zielführend ist.

3.3 Einzelfehlerisolierung

Im Falle einer detektierten Kurzzeitanomalie ($\beta < 5 \text{ min.}$) greift die Einzelfehlerhypothese. Dies bedeutet, dass vor der Isolierung der wahrscheinlichsten Fehlerquelle davon ausgegangen wird, dass ein singuläres Ereignis die Anomalie begründet. Diese Annahme führt im Allgemeinen zu einer deutlich verbesserten Isolationsleistung. In Kapitel 3.4 wird die Fehlerisolierung für das Szenario ohne Anwendung der Einzelfehlerhypothese besprochen.

3.3.1 Prinzip der Gas-Pfad-Analyse

Das grundlegende Prinzip der präsentierten Fehlerisolierung basiert auf der von Urban [67] entwickelten und von Doel [16] und Volponi [72] weitergeführten Gas-Pfad-Analyse (GPA) für Flugtriebwerke. Die Basis der GPA ist die Annahme über die vorhandene grundlegende Kenntnis des Gasturbinenverhaltens, so dass die Auswirkung der Änderung des Gasturbinenzustandes Δx auf die die Fehlersignatur repräsentierenden diagnostischen Parameter $\Delta \Delta y$ mit hinreichender Genauigkeit berechnet werden kann. Die für die GPA nutzbaren Gasturbinenmodelle können durch einfache Umrechnungskurven bis hin zu hochkomplexen numerischen Modellen repräsentiert werden. Die Gasturbinenmodelle sind im Allgemeinen stark nichtlinear und werden deshalb in dem Betriebspunkt, in dem die Anomalie detektiert wurde, linearisiert und als diagnostische Matrix H gespeichert. Des Weiteren wird das vorhandene Messrauschen im Vektor v berücksichtigt, so dass sich folgende Grundgleichung ergibt

$$\Delta \Delta Y = H \Delta x + v. \quad (3-17)$$

Mit der linearisierten Modellierung ist es nun möglich, die Änderung der Fehlerquelle zu identifizieren, die in ihrer Ausprägung am besten zu der beobachteten Fehlersignatur passt. Die grundlegende Problematik der GPA bei der Diagnose von Flugtriebwerken ist die Unterbestimmung des Systems aufgrund reduzierter Messtechnik. Die untersuchten Fehlerquellen sind hierbei stets die Komponenten des Triebwerks, Signalfehler werden nicht berücksichtigt. Die Problematik bei der Diagnose stationärer Gasturbinen liegt darin begründet, dass als Fehler sowohl Ausfälle der verwendeten Messtechnik als auch kleinere Schäden (Anstreifschäden, Hinterkantenausbrüche, etc.) der Komponenten vorliegen können und beide Szenarien zu recht ähnlichen Ausprägungen der diagnostischen Parameter führen können.

3.3.2 Modellierung der GPA für stationäre Gasturbinen

Die Leistung der Einzelfehlerisolation (EFI) wurde an insgesamt 16 möglichen Zustandsänderungen untersucht. In Tabelle 3-4 ist eine Übersicht gegeben. Von den 16 untersuchten Zustandsänderungen beziehen sich vier auf die Komponentenkenngößen, die anderen 12 auf Änderungen in der thermodynamisch relevanten Messtechnik.

Index	Symbol	Beschreibung	Einheit
01	η_{VS}	Verdichterwirkungsgrad, isentrop	%
02	\dot{m}_{VI}	Verdichtereintrittsmassenstrom	kg/s
03	η_{TS}	Turbinenwirkungsgrad, isentrop	%
04	N	Drehzahl	Hz
05	T_{VI}	Verdichtereintrittstemperatur	°C
06	P_{AMB}	Luftdruck, Umgebung	mbar
07	ϕ	Relative Luftfeuchte, Umgebung	%
08	T_{VII}	Verdichteraustrittstemperatur	°C
09	p_{VII}	Verdichteraustrittsdruck	bar
10	Δp_{BK}	Brennkammerdruckverlust	mbar
11	T_{TII}	Turbinenaustrittstemperatur, nach Diffusor	°C
12	P_{KL}	Klemmenleistung	kW
13	$\cos(\phi)$	Leistungsfaktor	-
14	T_{Gas}	Brenngastemperatur	°C
15	LSV	Leitschaufelverstellung	%- \dot{m}_{VI}
16	C_{Turb}	Schluckvermögen Turbine	m^2

Tabelle 3-4: Untersuchte Fehlerkategorien der Einzelfehlerisolation

Für diese Fehlerkategorien muss nun die diagnostische Matrix auf Basis des numerischen Gasturbinenmodells generiert werden. Hierfür werden zum Zeitpunkt $k-\beta$, dem letzten unauffälligen Zustandspunkt der Maschine, nacheinander die möglichen Zustandsänderungen

durch eine Absenkung des betroffenen Parameters im Messwertevektor $X_{k-\beta}$ um 2% simuliert. An diesen manipulierten Messdatensatz wird nun das Gasturbinenmodell adaptiert, siehe Kapitel 2.2.5, und der manipulierte Messwertevektor $X_{k-\beta}$ auf ISO- und Designbedingungen transformiert. So kann die Auswirkung der eingebrachten Zustandsänderung bei Betriebsbedingungen auf die diagnostischen Parameter bei ISO- und Designbedingungen bestimmt werden. Für die Modellierung einer Änderung der Komponentenkenngößen müssen jedoch noch weitere Schritte berücksichtigt werden. Die Komponentenkenngößen sind nur indirekt im originären Messwertevektor enthalten. Eine simulierte Änderung dieser Größen würde somit mehrere Messwerte simultan beeinflussen. Eine Reduktion des Verdichtermassenstromes würde zum Beispiel das Druckverhältnis für Verdichter und Turbine, den Brennkammerdruckverlust, die Verdichteraustrittstemperatur, die Klemmenleistung und weitere Parameter betreffen. Um hier eine korrekte Implementierung zu gewährleisten, wird für die Simulation eines Komponentenfehlers zuerst eine Rechnung mit dem adaptierten Gasturbinenmodell bei Messbedingungen durchgeführt. Im zweiten Schritt wird die Änderung der Komponentenkenngroße im adaptierten Modell vorgenommen und die Rechnung wiederholt. Durch diese Methodik kann die Änderung der abhängigen Parameter bestimmt werden. Die Differenz der abhängigen Parameter dieser beiden Rechnungen wird nun in den Messwertevektor $X_{k-\beta}$ eingebracht. Das weitere Vorgehen ist identisch mit der Simulation eines fehlerhaften Messwertes.

Da eine eindeutige Lösung von Gleichung (3-17) aufgrund der mathematischen Unterbestimmung nicht möglich ist, wurden in dieser Arbeit drei mathematische Ansätze auf ihre Tauglichkeit für die EFI bei stationären Gasturbinen untersucht. Der erste Ansatz beruht auf der Methode der kleinsten Fehlerquadrate, so dass ein Zustand der Fehlerquellen $\Delta\hat{x}$ definiert wird, welcher das Quadrat der Differenz $\Delta\Delta Y - \Delta\Delta\hat{Y}$ minimiert,

$$U = (\Delta\Delta Y - H\Delta\hat{x})^T (\Delta\Delta Y - H\Delta\hat{x}), \quad (3-18)$$

wobei für die Minimierung der Zielfunktion U gilt

$$\frac{\partial U}{\partial \hat{x}} = 0. \quad (3-19)$$

Somit ergibt sich die Lösung für die Minimierung von Gl. (3-18) unter Verwendung der Pseudoinversen von H zu

$$\hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T \Delta \Delta Y. \quad (3-20)$$

Wenn eine Gewichtung der Residuen der diagnostischen Parameter vorgenommen werden soll, kann Gl. (3-18) umformuliert werden zu

$$U = (\Delta \Delta Y - H \Delta \hat{x})^T W (\Delta \Delta Y - H \Delta \hat{x}). \quad (3-21)$$

Das Minimum dieser Funktion stellt die Methode der gewichteten kleinsten Fehlerquadrate dar, so dass gilt

$$\hat{x} = (H^T W H)^{-1} H^T W \Delta \Delta Y. \quad (3-22)$$

Die gewichtende Matrix W hat jedoch keine physikalische Bedeutung und die Belegung erfolgt somit unter subjektiven Gesichtspunkten. Unter der Annahme, dass das Messrauschen v der Gauß-Verteilung unterliegt und den Erwartungswert 0 aufweist, ergibt sich die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für den Vektor der diagnostischen Parameter bei gegebenem Δx basierend auf Gl.(2-1) zu

$$p(\Delta \Delta Y | \Delta x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(y-H\Delta x)^T (y-H\Delta x)}{\sigma^2}}, \quad (3-23)$$

wobei weiterhin

$$R = E[vv^T], \quad (3-24)$$

gilt, so dass Gl. (3-23) umformuliert werden kann zu

$$p(\Delta \Delta Y | \Delta x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi R}} e^{-\frac{1}{2} (y-H\Delta x)^T R^{-1} (y-H\Delta x)}. \quad (3-25)$$

Das Minimum der bedingten Wahrscheinlichkeit der diagnostischen Parameter ergibt sich durch Minimierung des Exponenten von Gl. (3-25), welcher identisch ist mit der Formulierung Gl. (3-21), mit dem Unterschied dass der gewichtenden Matrix nun eine

statistische Bedeutung zugesprochen werden kann. Somit ergibt sich die Maximum-Likelihood Lösung für Gl. (3-17) zu

$$\hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta \Delta Y. \quad (3-26)$$

Zusätzlich zu der Lösung der kleinsten Fehlerquadrate und der Maximum-Likelihood Lösung wurde noch eine abgewandelte Variante des Kalman-Filters im statischen Einsatz auf seine Eignung für die EFI bei stationären Gasturbinen untersucht. Das ursprüngliche Kalman-Filter wurde von R.E. Kalman [37] entwickelt. In der Diagnose von Flugtriebwerken wird eine abgewandelte Version in statischer Konfiguration genutzt, siehe Simon et al., [61] Urban [67] oder Volponi [72]. Diese modifizierte Variante basiert in ihrer Modellierung ebenfalls auf der Modellannahme aus Gl. (3-17). Ausgehend von einem Schätzwert $\Delta \hat{x}^-$ und den gewichteten Residuen zwischen Messung und Vorhersage erfolgt die Neuberechnung des aktuellen Zustands des Systems entsprechend

$$\Delta \hat{x} = \Delta \hat{x}^- + K(\Delta \Delta Y - H \Delta \hat{x}^-). \quad (3-27)$$

Für die Gewichtung der Residuen wird der Kalman-Verstärkungsfaktor verwendet, der sowohl die Varianzen der Messung als auch die Varianzen des Zustandsvektors berücksichtigt. Hierfür gilt

$$\begin{aligned} R &= E[vv^T], \\ P &= E[(\Delta x - \Delta \hat{x}^-)(\Delta x - \Delta \hat{x}^-)^T]. \end{aligned} \quad (3-28)$$

Damit kann der Kalman-Faktor berechnet werden zu

$$K = PH^T (HPH^T + R)^{-1}. \quad (3-29)$$

Hierbei ist zu beachten, dass die Gewichtung der Residuen maßgeblich von den Varianzen des Systems und der Messwerte abhängt. Bei Annahme einer perfekten Messung gilt

$$\lim_{R \rightarrow 0} K = H^{-1}. \quad (3-30)$$

Unter dieser Bedingung entspricht die Lösung des Kalman-Filters der Methode der kleinsten Fehlerquadrate. Wenn hingegen die Varianzen des Systems zu klein gewählt werden gilt

$$\lim_{P \rightarrow 0} K = 0. \quad (3-31)$$

In diesem Fall würde keine Neuberechnung des aktuellen Systemzustandes erfolgen. Da der Kalman-Filter während der EFI nicht zeitkontinuierlich, sondern statisch und somit zeitpunktdiskret verwendet wird, ist ein Update der Kovarianzmatrix des Systems, wie es bei der zeitkontinuierlichen Anwendung des Kalman-Filters erfolgt, nicht notwendig. Die Belegung der Matrix P als Systemkovarianzmatrix ist für das hier beschriebene Szenario freigestellt und dient vor allem dazu, empirische Erfahrungswerte numerisch fassbar zu machen, siehe Kalman [37] und Provost [52]. Die letztlich verwendete Formulierung des Kalman-Filters ist definiert zu

$$\Delta \hat{x} = PH^T (HPH^T + R)^{-1} \Delta \Delta Y. \quad (3-32)$$

Für weitere Informationen über das Kalman-Filter und seine Herleitung sei an dieser Stelle auf Maybeck [45] sowie Welch und Bishop [74] verwiesen.

3.3.3 Ergebnisse

Im Rahmen der Untersuchung der EFI wurde das Detektionslimit für jede Fehlerquelle bei Grund- und Teillast ermittelt. Anschließend wurde jede Fehlerquelle separat in ihrer kleinsten detektierbaren Ausprägung in den Datensatz implementiert und die EFI mit den drei ausgewählten Formulierungen gestartet.

Hierbei ist zu beachten, dass aufgrund der Einzelfehlerhypothese sowohl bei der Berechnung der Lösungen für die kleinsten Fehlerquadrate als auch für die Maximum-Likelihood Formulierung keine simultane Lösung, sondern eine sequentielle Lösung mit Ausblendung aller nicht fehlerquellenspezifischen Zeilen der Systemmatrix H zur Anwendung kommt. Für das Kalmanfilter erfolgt die sequentielle Lösung unter Verwendung einer fehlerquellenspezifisch besetzten Systemkovarianzmatrix P.

Die Bewertung der Lösungen der drei Ansätze erfolgt anhand des bezogenen quadratischen Mittelwertes

$$BQMW = \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{\Delta\Delta Y_i - \Delta\Delta \hat{Y}_i}{\sigma_i}}. \quad (3-33)$$

Die Analyseergebnisse der Formulierungen der EFI sowie die minimalen Detektionslimits, repräsentiert durch die implementierte Zustandsänderung, sind in Tabelle 3-5 aufgeführt.

Index	Zustands- änderung	Einheit	Fehlerquelle isoliert		
			Gl. (3-20)	Gl. (3-26)	Gl. (3-32)
01	-0.59	%-Pkt.	+	+	+
02	-0.49	%	+	+	+
03	-0.23	%-Pkt.	+	+	+
04	-0.48	%	+	+	+
05	-1.00	°C	+	+	+
06	-0.49	%	+	+	+
07	-88.8	%	+	+	+
08	-2.80	°C	+	+	+
09	-0.42	%	+	+	+
10	-1.04	%	-	+	+
11	-3.80	°C	+	+	+
12	-0.80	%	-	-	+
13	-0.30	-	-	-	-
14	-130	°C	Nicht detektierbar		
15	-0.52	%	+	+	+
16	-0.54	%	+	+	+

Tabelle 3-5: Ergebnisse der EFI

Bei der Auswertung der minimalen Detektionslimits fallen zwei Punkte auf. Der erste Punkt ist das sehr hohe Detektionslimit für die relative Luftfeuchte. Dies ist unter praktischen Gesichtspunkten auf die relativ geringe Umgebungstemperatur im Testdatensatz zurückzuführen, so dass die für die Änderung der diagnostischen Parameter maßgebliche Änderung der absoluten Wasserbeladung gering ausfällt. Bei hohen Umgebungstemperaturen ist mit einem deutlich verringerten Detektionslimit für die relative Luftfeuchte zu rechnen. Die zweite Punkt ist die nicht mögliche Detektierbarkeit einer Abweichung in der Brenngastemperatur, obwohl ein kompletter Ausfall der Brenngasvorwärmung simuliert wurde. Dieser Effekt lässt sich jedoch durch den Aspekt der Korrektur der Brennstoffmengenmessung durch das Schluckvermögen der Turbine, Kapitel 2.2.4, erklären. Hierbei wird der gesamte Energieeintrag

$$P_{Ein} = \dot{m}_{BR} (H_i + c_{p,Gas} (T_{Gas} - 15)) \quad (3-34)$$

substituiert. Ein falscher Wert für die Brenngastemperatur führt somit nicht zu einem Fehler im Energieeintrag, sondern nur zu einem Fehler im berechneten Brennstoffmassenstrom. Die Änderung des gesamten Turbineneintrittsmassenstromes durch den Ausfall der Brenngasvorwärmung liegt deshalb nur bei 0.013% und ist somit zu vernachlässigen.

Die Analyse der Isolationsleistungen der verschiedenen Formulierungen der EFI zeigt einen leichten Vorsprung des modifizierten Kalman-Filters gegenüber der Maximum-Likelihood Methode, dies jedoch nur aufgrund der Tatsache, dass bei der Maximum-Likelihood Methode die Fehlerklassen 12 und 13 während der Isolation nicht unterschieden werden können. Die einfache Methode der kleinsten Fehlerquadrate erzielt Ergebnisse vergleichbar mit der Maximum-Likelihood Methode, scheitert jedoch an der korrekten Isolation eines Fehlers in der Messung des Brennkammerdruckverlustes. Unter Berücksichtigung der erweiterten Möglichkeiten zur Optimierung des modifizierten Kalman-Filters aufgrund der freien Belegung der Kovarianzmatrix P und der somit gegebenen Möglichkeit zur Implementierung von Randbedingungen, ist das modifizierte Kalman-Filter die bevorzugte Wahl bei der Einzelfehlerisolation.

3.4 Mehrfehlerisolierung

Im Falle einer detektierten Anomalie bei einem β -Wert über zwei Minuten wird statt der Einzel- die Mehrfehlerhypothese angewandt. Dies bedeutet, dass zu Beginn der Fehlerisolierung grundsätzlich davon ausgegangen wird, dass mehrere Fehlerquellen zur Ausprägung der detektierten Fehlersignatur geführt haben können. Daher wird an dieser Stelle von der Mehrfehlerisolierung MFI gesprochen. Langzeitanomalien gehören somit immer zur Fehlerkategorie 5, siehe Tabelle 3-1. Sie weisen also eine graduelle Veränderung über der Zeit auf, so dass der Zeitpunkt der Detektion auch die Höhe der Ausprägung der Zustandsänderung definiert.

3.4.1 Prinzip

Prinzipiell könnten die Formulierungen aus der EFI statt für eine sequentielle auch für die simultane Lösung der Grundgleichung der GPA, wie sie bei der MFI benötigt wird, genutzt werden. Da alle der vorgestellten Formulierungen, auch das ausgewählte modifizierte Kalman-Filter im statischen Einsatz, auf den Ansatz der Minimierung von Fehlerquadraten zurückzuführen sind, Borguet und Léonard [6], werden bei der Simultanlösung kleinere

Abweichungen aller Parameter gegenüber großen Abweichungen einzelner Fehlerquellen bevorzugt. Dieser Effekt wird im Allgemeinen als Verschmiereffekt bezeichnet und reduziert die Leistungsfähigkeit der gewählten Zielfunktion auf Basis des modifizierten Kalman-Filters unter Anwendung der Mehrfehlerhypothese gegenüber der EFI deutlich.

Aus diesem Grund ist es üblich, die Lösungsmethoden, welche auf einer Optimierungsstrategie basieren, siehe EFI, mit wahrscheinlichkeitstheoretischen Modellen wie neuronalen Netzen, Bayes'schen Netzen oder Fuzzylogik zu kombinieren.

Das Prinzip der hier vorgestellten und auf Fuzzylogik basierten MFI beruht auf der Bildung aller möglichen Kombinationen von Fehlerquellen, der Kalman-Filter basierten Berechnung der zugehörigen Lösungen sowie der statischen und Fuzzylogik gestützten Auswertung der Gesamtheit der Lösungen zur Bestimmung der quellenspezifischen Fehlerwahrscheinlichkeit. Auf Basis der generierten Fehlerwahrscheinlichkeiten kann nun unter Verwendung eines Isolationslimits eine Aussage über die in Frage kommenden Fehlerkategorien getroffen werden.

Zu Beginn der MFI werden die Fehlerkombinationssets (FKS) generiert. Es werden insgesamt $a=13$ FKS generiert mit jeweils $n=13$ untersuchten Fehlerklassen. Ausgehend von Tabelle 3-4 wurde die Fehlerquelle 14 aufgrund ihres geringen Einflusses auf die diagnostischen Parameter nicht berücksichtigt. Die Fehlerquelle 16, das Turbinenschluckvermögen, wurde ebenfalls aus dem Szenario der graduellen Verschlechterung ausgeschlossen, siehe Kapitel 2.2.4. Kontinuierliche Vorgänge, wie zum Beispiel das mögliche Abtragen der Schaufelbeschichtungen, haben keinen nachweisbaren Einfluss auf das Schluckvermögen. Damit kann für die Fehlerkategorie 5 das Turbinenschluckvermögen als Fehlerquelle vernachlässigt werden. Die Veränderung des Schluckvermögens geht also immer mit abrupten Ereignissen einher und ist somit durch EFI abgedeckt. Die Fehlerquellen 12 und 13 wurden aufgrund ihrer nahezu identischen Fehlersignatur zu einer Fehlerquelle (Leistungsmessung) zusammengefasst. Entsprechend

$$\binom{n}{a} = \frac{n!}{a!(n-a)!} \quad (3-35)$$

werden somit insgesamt 8191 Fehlerquellenkombinationen gebildet und in die jeweiligen FKS unterteilt, siehe Bild 3-6. Für jede Fehlerquellenkombination aus jedem FKS wird

mittels Gleichung (3-32) die Höhe der Auslenkung der Fehlerquellen und der zugehörige BQMW ermittelt. Anschließend werden alle FKS nach ihren BQMW sortiert und die besten 10% der Lösungen für die weitere Analyse verwendet.

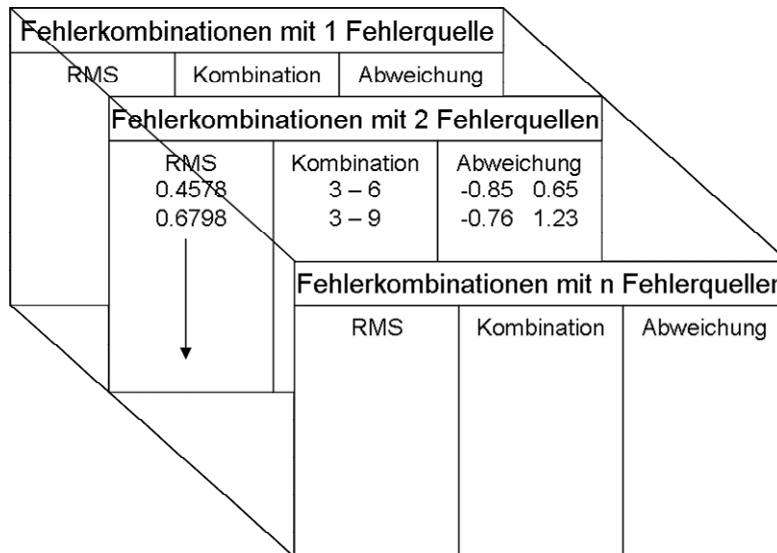


Bild 3-6: Fehlerkombinationssets der MFI

Die Ergebnisse bilden die Basis für die Berechnung von drei statistischen Kenngrößen pro FKS. Diese Kenngrößen werden nun durch spezifische Zugehörigkeitsfunktionen, siehe Kapitel 3.4.1.1, fuzzyfiziert und bilden die Haupteingangsgrößen des Fuzzylogik-Systems. Neben diesen drei statistischen Kenngrößen ist ein weiterer Eingangsparameter der Fuzzylogik die setübergreifende fehlerquellenspezifische Fehlerwahrscheinlichkeit. Dieser Wert wird zu Beginn der Auswertung für alle Fehlerquellen auf 50% gesetzt und ebenfalls mit einer spezifischen Zugehörigkeitsfunktion fuzzyfiziert. Dies bedeutet, dass zu Beginn der Auswertung jeder Fehlerkategorie die gleiche Eintretenswahrscheinlichkeit zugeordnet wird. Anhand dieser Parameter erfolgt eine Neuberechnung der fehlerquellenspezifischen Fehlerwahrscheinlichkeit, welche nun wieder in die Fuzzylogik zurückgeführt wird. Die Auswertung ist beendet, sobald eine hinreichende Konvergenz der Fehlerwahrscheinlichkeiten erfolgt ist. Wenn die Fehlerwahrscheinlichkeit einer Fehlerquelle im Rahmen der Endauswertung das Isolationslimit überschreitet, gilt der Fehler als isoliert. Neben der zugehörigen Fehlerwahrscheinlichkeit wird auch noch die erwartete Höhe des Fehlers sowie die Präzision, mit der die Fehlerhöhe ermittelt wurde, ausgegeben. Eine Übersicht über den Prozess ist in Bild 3-7 gegeben.

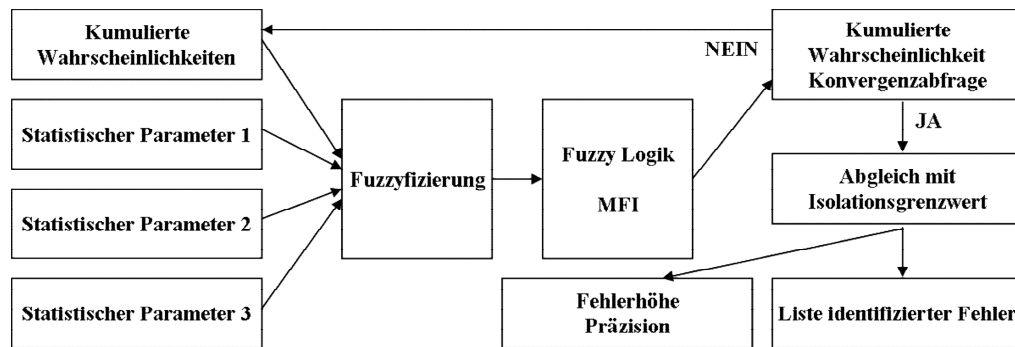


Bild 3-7: Prozess der MFI

Ähnliche Verfahren existieren bereits im Bereich der Triebwerksdiagnose, Eustace [22] und Lipowsky [49]. Der Ansatz von Eustace basiert auf Korrekturkurven als Basis für das numerische Gasturbinenmodell und nutzt ein sequentielles Eliminationsverfahren in der Fuzzylogik. Hierbei wird, sobald eine Fehlerquelle detektiert wurde, die Fehlersignatur um den entsprechenden Einfluss bereinigt. Lipowsky nutzt ein numerisches Gasturbinenmodell und ein besser geeignetes simultanes Eliminationsverfahren, berücksichtigt jedoch nicht die Gesamtheit der zur Verfügung stehenden statistischen Eigenschaften der kombinatorischen Lösungen. Weiterhin werden nur rein modellbasierte Daten genutzt, die im Vergleich mit der Nutzung von realen Testdaten zu deutlich besseren Isolationsleistungen führen, Doel [17]. Dies erlaubt somit nur eine eingeschränkte Bewertung der Leistungsfähigkeit dieses Systems.

3.4.1.1 Zugehörigkeitsfunktionen

Für die MFI werden drei statistische Parameter verwendet. Der erste Parameter ist die FKS spezifisch gemittelte und skalierte Parameterabweichung PA. Hierfür wird die mittlere Abweichung einer Fehlerquelle in jedem FKS bestimmt und mit der Messunsicherheit der jeweiligen Fehlerquelle zum Zeitpunkt der Anomalie skaliert. Somit ist die PA ein Maß für die Schwere des prognostizierten Fehlers und durch die Skalierung kann eine einheitliche Zugehörigkeitsfunktion mit drei Klassen für alle Fehlerquellen genutzt werden, siehe Bild 3-8.

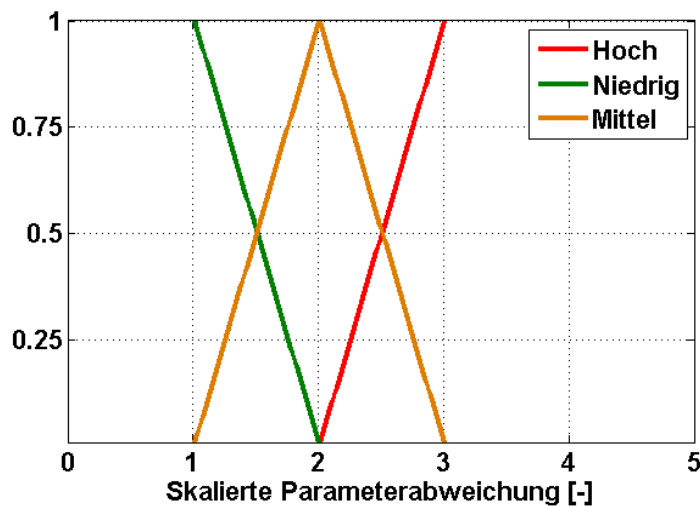


Bild 3-8: Zugehörigkeitsfunktion der skalierten Parameterabweichung

Der zweite Parameter ist die relative Frequenz RF. Hierfür wird der Anteil einer Fehlerquelle an der Gesamtmenge der Fehlerquellenkombinationen pro FKS bestimmt. Somit ist die RF ein Maß für die Häufigkeit einer Fehlerquelle unter den besten Lösungen pro FKS. Für die Fuzzyfizierung wird eine Zugehörigkeitsfunktion mit drei Klassen verwendet, siehe Bild 3-9.

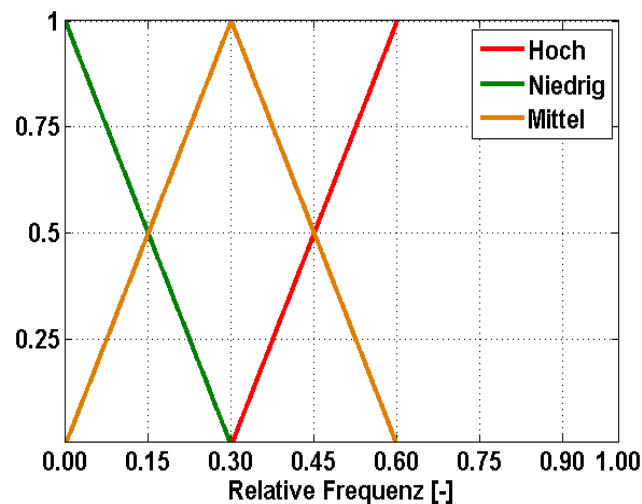


Bild 3-9: Zugehörigkeitsfunktion der relativen Frequenz

Der dritte Parameter ist die skalierte Parameterstandardabweichung PSA. Hierfür wird die Standardabweichung der Lösungen einer Fehlerquelle pro FKS bestimmt und mit der Standardabweichung der jeweiligen Fehlerquelle zum Zeitpunkt der Anomalie skaliert. Dadurch kann eine Aussage über die Präzision der Bestimmung der Fehlerhöhe unter

Berücksichtigung der Varianz des zugehörigen Messwertes erfolgen. Auch für diesen Parameter erfolgt die Fuzzyfizierung durch eine Zugehörigkeitsfunktion mit drei Klassen, siehe Bild 3-10.

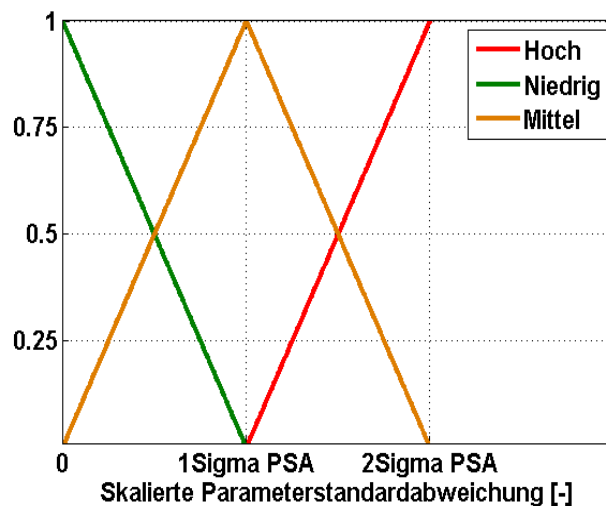


Bild 3-10: Zugehörigkeitsfunktion der skalierten Parameterstandardabweichung

Für die Fuzzyfizierung der initialen kumulierten Fehlerwahrscheinlichkeit sowie die De-Fuzzyfizierung der Ergebnisse der Fuzzylogik wird eine Zugehörigkeitsfunktion mit sieben Klassen verwendet, die von „Nicht Vorhanden“ bis „Vorhanden“ reichen, siehe Bild 3-11.

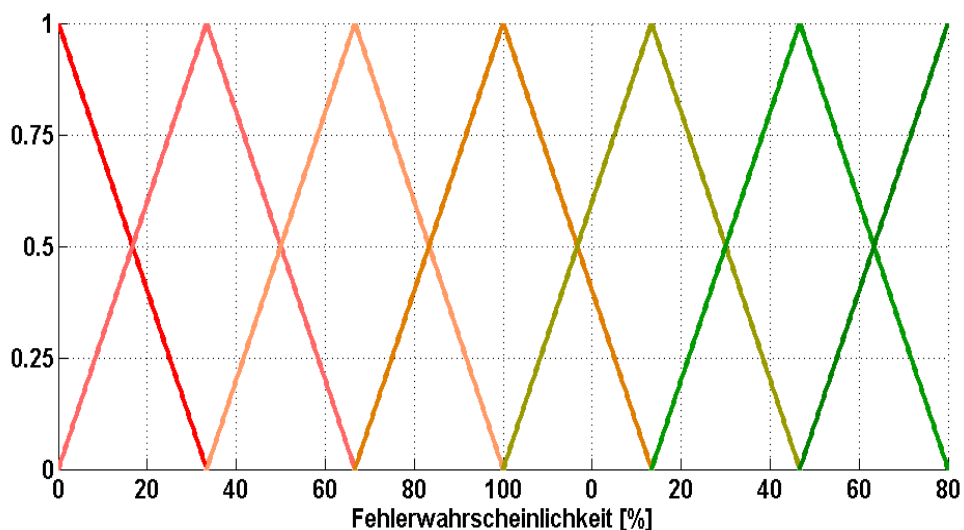


Bild 3-11: Zugehörigkeitsfunktion Fehlerwahrscheinlichkeit

3.4.1.2 Regelbasis

Die gesamte MFI beruht im Kern auf einem Fuzzylogik System mit vier Eingangsparametern und einem Regelsatz von 165 Regeln. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Eingangsparameter wurden schon erläutert, in Tabelle 3-6 werden nun die Korrelationen der Klassen der Zugehörigkeitsfunktionen und ihre Bedeutung aufgeführt.

Parameterabweichung (PA)	Relative Frequenz (RF)	Parameterstandardabweichung (PSA)	Kumulierte Wahrscheinlichkeit (KW)
1 => Niedrig	1 => Niedrig	1 => Niedrig	1 => Nicht Vorhanden
2 => Mittel	2 => Mittel	2 => Mittel	2 => Unwahrscheinlich
3 => Hoch	3 => Hoch	3 => Hoch	3 => Wenig wahrscheinlich
			4 => Wahrscheinlich
			5 => Wahrscheinlicher
			6 => Sehr wahrscheinlich
			7 => Vorhanden

Tabelle 3-6: Korrelation von symbolischer Zahl und Fuzzylogik Bedeutung

Nr.	Regelsatz	Nr.	Regelsatz	Nr.	Regelsatz	Nr.	Regelsatz	Nr.	Regelsatz
1	3 3 0 7 → 7	34	3 2 1 1 → 1	67	2 3 3 2 → 4	100	2 1 3 5 → 5	133	1 2 2 7 → 6
2	3 3 0 6 → 7	35	3 1 3 7 → 7	68	2 3 2 2 → 3	101	2 1 2 5 → 4	134	1 2 1 7 → 5
3	3 3 0 5 → 7	36	3 1 2 7 → 7	69	2 3 1 2 → 2	102	2 1 1 5 → 3	135	1 2 3 6 → 6
4	3 3 3 4 → 7	37	3 1 1 7 → 6	70	2 3 3 1 → 3	103	2 1 3 4 → 4	136	1 2 2 6 → 5
5	3 3 2 4 → 7	38	3 1 3 6 → 6	71	2 3 2 1 → 2	104	2 1 2 4 → 3	137	1 2 1 6 → 4
6	3 3 1 4 → 6	39	3 1 2 6 → 6	72	2 3 1 1 → 1	105	2 1 1 4 → 2	138	1 2 3 5 → 5
7	3 3 3 3 → 6	40	3 1 1 6 → 5	73	2 2 3 7 → 7	106	2 1 3 3 → 3	139	1 2 2 5 → 4
8	3 3 2 3 → 6	41	3 1 3 5 → 5	74	2 2 2 7 → 7	107	2 1 2 3 → 2	140	1 2 1 5 → 3
9	3 3 1 3 → 5	42	3 1 2 5 → 5	75	2 2 1 7 → 6	108	2 1 1 3 → 1	141	1 2 3 4 → 4
10	3 3 3 2 → 5	43	3 1 1 5 → 4	76	2 2 3 6 → 7	109	2 1 3 2 → 2	142	1 2 2 4 → 3
11	3 3 2 2 → 5	44	3 1 3 4 → 4	77	2 2 2 6 → 6	110	2 1 2 2 → 1	143	1 2 1 4 → 2
12	3 3 1 2 → 4	45	3 1 2 4 → 4	78	2 2 1 6 → 5	111	2 1 1 2 → 1	144	1 2 3 3 → 3
13	3 3 3 1 → 3	46	3 1 1 4 → 3	79	2 2 3 5 → 6	112	2 1 0 1 → 1	145	1 2 2 3 → 2
14	3 3 2 1 → 3	47	3 1 3 3 → 3	80	2 2 2 5 → 5	113	1 3 3 7 → 7	146	1 2 1 3 → 1
15	3 3 1 1 → 2	48	3 1 2 3 → 3	81	2 2 1 5 → 4	114	1 3 2 7 → 7	147	1 2 3 2 → 2
16	3 2 0 7 → 7	49	3 1 1 3 → 2	82	2 2 3 4 → 5	115	1 3 1 7 → 6	148	1 2 2 2 → 1
17	3 2 3 6 → 7	50	3 1 3 2 → 2	83	2 2 2 4 → 4	116	1 3 3 6 → 6	149	1 2 1 2 → 1
18	3 2 2 6 → 7	51	3 1 2 2 → 2	84	2 2 1 4 → 3	117	1 3 2 6 → 6	150	1 2 0 1 → 1
19	3 2 1 6 → 6	52	3 1 1 2 → 1	85	2 2 3 3 → 4	118	1 3 1 6 → 5	151	1 1 3 7 → 4
20	3 2 3 5 → 7	53	3 1 0 1 → 1	86	2 2 2 3 → 3	119	1 3 3 5 → 5	152	1 1 2 7 → 4
21	3 2 2 5 → 6	54	2 3 0 7 → 7	87	2 2 1 3 → 2	120	1 3 2 5 → 5	153	1 1 1 7 → 3
22	3 2 1 5 → 5	55	2 3 3 6 → 7	88	2 2 3 2 → 3	121	1 3 1 5 → 4	154	1 1 3 6 → 4
23	3 2 3 4 → 6	56	2 3 2 6 → 7	89	2 2 2 2 → 2	122	1 3 3 4 → 4	155	1 1 2 6 → 3
24	3 2 2 4 → 5	57	2 3 1 6 → 6	90	2 2 1 2 → 1	123	1 3 2 4 → 4	156	1 1 1 6 → 3
25	3 2 1 4 → 4	58	2 3 3 5 → 7	91	2 2 3 1 → 2	124	1 3 1 4 → 3	157	1 1 3 5 → 3
26	3 2 3 3 → 5	59	2 3 2 5 → 6	92	2 2 2 1 → 1	125	1 3 3 3 → 3	158	1 1 2 5 → 2
27	3 2 2 3 → 4	60	2 3 1 5 → 5	93	2 2 1 1 → 1	126	1 3 2 3 → 3	159	1 1 1 5 → 2
28	3 2 1 3 → 3	61	2 3 3 4 → 6	94	2 1 3 7 → 7	127	1 3 1 3 → 2	160	1 1 3 4 → 2
29	3 2 3 2 → 4	62	2 3 2 4 → 5	95	2 1 2 7 → 6	128	1 3 3 2 → 2	161	1 1 2 4 → 1
30	3 2 2 2 → 3	63	2 3 1 4 → 4	96	2 1 1 7 → 5	129	1 3 2 2 → 2	162	1 1 1 4 → 1
31	3 2 1 2 → 2	64	2 3 3 3 → 5	97	2 1 3 6 → 6	130	1 3 1 2 → 1	163	1 1 0 3 → 1
32	3 2 3 1 → 3	65	2 3 2 3 → 4	98	2 1 2 6 → 5	131	1 3 0 1 → 1	164	1 1 0 2 → 1
33	3 2 2 1 → 2	66	2 3 1 3 → 3	99	2 1 1 6 → 4	132	1 2 3 7 → 7	165	1 1 0 1 → 1

Tabelle 3-7: Fuzzylogik Regelsatz in symbolischer Schreibweise

Der Regelsatz des Fuzzylogik basierten MFI wird aus Gründen der Übersichtlichkeit folgendermaßen dargestellt: $PA \text{ RF } PSA \text{ KW}^- \rightarrow \text{KW}^+$, wobei PA die skalierte Parameterabweichung, RF die relative Häufigkeit, PSA die skalierte Parameterstandardabweichung, KW^- die alte kumulierte Fehlerwahrscheinlichkeit und KW^+ die neue kumulierte Fehlerwahrscheinlichkeit ist. Der verwendete Regelsatz ist in Tabelle 3-7 dargestellt. Eine detaillierte Erläuterung des Regelsatzes ist in Zwingenberg et al. [82] zu finden.

3.4.2 Optimierung der MFI

3.4.2.1 Prozessoptimierungen

Um das volle Potential der MFI nutzen zu können, müssen weitere bereits vorhandene Informationen verarbeitet werden. Die möglichen Redundanzen einiger Signale sind bei der EFI unerheblich, können die Ergebnisse der MFI jedoch optimieren. Hierfür wird zu Beginn der MFI unterschieden, ob ein Signal redundant vorliegt und ob es innerhalb der Gruppe von Messwerten unzulässig stark abweicht. In einem solchen Fall wird die auffällige Messstelle Bestandteil jeder Fehlerquellenkombination in jedem FKS. Eine direkte Elimination des Fehlers aus der Fehlersignatur ist möglich aber nicht sinnvoll, da auch die weiteren redundanten Signale gestört sein könnten, so dass eine Aussage über die Höhe der Abweichung zu diesem Zeitpunkt der MFI nicht möglich ist.

Ein weiterer Ansatz zur Verbesserung der Isolationsleistung der MFI ist die Berücksichtigung von Alterungseffekten. Da die MFI nur bei Langzeitanomalien angewandt wird, sind Teile der detektierten Fehlersignatur in vielen Fällen auf Alterungseffekte zurückzuführen. Weiterhin sind alle relevanten und komponentenbezogenen Fehlerszenarien als Kurzzeitdefekte zu bewerten und würden somit im Rahmen der EFI detektiert werden. Somit sind alle langfristigen Veränderungen der Komponenten unter dem Oberbegriff der Alterungseffekte, siehe Kapitel 2.2.4.1, zusammenzufassen und nicht länger als zu isolierende Fehlerquellen zu werten. Da die Performanceparameter jedoch immer Anteil an der detektierten Fehlersignatur haben, sind sie Teil jeder Fehlerquellenkombination in jedem FKS. Um plausible und durch Erfahrungswerte gestützte Lösungen zu bekommen, wird der Lösungsbereich für die Performanceparameter eingeschränkt. Hierfür wird anhand des von Zwingenberg et al. [81] beschriebenen Falles ein Gradient für das Worst-Case-Szenario definiert. Hiermit ist es nun möglich, abhängig vom β -Wert der Detektion das maximal zulässige Lösungsintervall für die Performanceparameter zu bestimmen, so dass gilt

$$\nabla \text{Alterung} \cdot \beta - 1.96\sigma_{1;2;3} \leq \Delta \hat{x}_{1;2;3} \leq 1.96\sigma_{1;2;3} . \quad (3-36)$$

Die Einhaltung dieses Lösungsintervalls erfolgt unter iterativer Reduktion der Varianz des betroffenen Parameters in der Systemkovarianzmatrix P . Hierdurch wird die zugehörige Kalman-Verstärkung reduziert und die Mobilität des Parameters im Lösungsraum eingeschränkt, siehe Gleichung (3-31). Durch diese Prozessoptimierungen können nun die Informationen redundanter Signale und der Einfluss von Alterungseffekten bei der Lösung der FKS berücksichtigt werden.

3.4.2.2 Variation der Zugehörigkeitsfunktionen

Neben dem Regelsatz der Fuzzylogik haben die Zugehörigkeitsfunktionen für die Fuzzyfizierung der statistischen Parameter und der Isolationsgrenzwert den größten Einfluss auf die Leistungsfähigkeit der MFI. Zur Erzielung der optimalen Konfiguration der MFI ist eine Feineinstellung dieser Parameter notwendig. Aufgrund der relativ langen Rechenzeiten für die Auswertung wurde auf eine globale Optimierung, zum Beispiel mit genetischen Algorithmen, verzichtet. Stattdessen wurde eine Parametervariation durchgeführt, um eine hinreichend gute Konfiguration für die entwickelte MFI zu finden. Für die drei Zugehörigkeitsfunktionen wurden jeweils fünf verschiedene Variationen untersucht, siehe Annex A. 1, so dass in Summe 125 Kombinationen gebildet wurden. Des Weiteren wurde der Isolationsgrenzwert in sieben Schritten von 30% auf 90% erhöht. Zusätzlich wurden noch exemplarische Rechnungen mit einem Isolationsgrenzwert von 5% und 99% durchgeführt. Insgesamt wurden folglich 880 Konfigurationen der MFI ausgewertet.

Für die Bewertung der Konfigurationen der MFI wurde ein Testdatensatz erstellt, in dem die Anzahl der implementierten Fehler, der Gradient der Alterungseffekte und die Redundanz der vorhandenen redundanten Messstellen variiert wurden.

Anzahl simultaner Fehler	Gradient Alterungseffekte	Redundant			
		T_{VI}	T_{VII}	p_{VII}	T_{TII}
1	Hoch / Niedrig	X	X	X	X
2	Hoch / Niedrig	X	X	X	X
3	Hoch / Niedrig	X	X	X	X
4	Hoch / Niedrig	X	X	X	X
5	Hoch / Niedrig	X	X	X	X
3	Hoch / Niedrig	X	-	-	X
3	Hoch / Niedrig	-	-	X	X
3	Hoch / Niedrig	-	X	-	X

Tabelle 3-8: Definition Testdatensatz

Die implementierte Fehlerhöhe bzw. der Gradient wurde jeweils so gewählt, dass die Detektionsgrenze nach 28 Tagen überschritten wurde. Der Gradient des Fehlers war hierbei über die gesamte Zeit konstant. Die genaue Übersicht über die Variationen in den 3036 untersuchten Testfällen ist in Tabelle 3-8 aufgeführt. Aufgrund der geringen Ausprägung der implementierten Fehler und des geringen Gradienten, welcher den Einfluss von Alterungseffekten erhöht, sind die aufgestellten Testfälle als besonders schwieriges Szenario zu verstehen.

3.4.2.3 Leistungsindikatoren

Für eine Bewertung der Ergebnisse wird ein geeigneter Satz an Indikatoren benötigt. Für die Bewertung von Fehlerisolationsalgorithmen haben sich insbesondere die Classification Confusion Matrix (CCM) und der darauf aufbauende Kappa-Koeffizient κ durchgesetzt, siehe Borguet und Léonard [7], Simon et al. [61] und Kurtoglu et al. [42]. Ferner werden auch ROC-Kurven für die Bewertung von Klassifikatoren verwendet, Fawcett [24].

Die CCM korreliert die implementierten Fehler mit den isolierten Fehlern und erlaubt somit Aussagen über die Klassifizierungsleistung eines Systems. Üblicherweise werden CCM für binäre Klassifikatoren verwendet. Aufgrund dessen muss für die Belegung der CCM eine Anpassung an die MFI mit dem Ansatz der simultanen Klassifikation erfolgen. Zuerst werden für jede Fehlerkombination in jedem FKS die implementierten und die zugehörigen, durch die MFI isolierten, Fehlerquellen ermittelt und in die booleschen Belegungsvektoren F_k und G_k überführt:

$$\forall k = 1, \dots, \left(\frac{a}{N} \right)_{a=1, \dots, N-3} \quad \forall i = 1, \dots, N,$$

$$F_k = [f_k(1), \dots, f_k(N)] \quad \text{wobei} \quad f_k(i) = \begin{cases} 1; \text{Fehler ist implementiert} \\ 0; \text{Fehler ist nicht implementiert} \end{cases}, \quad (3-37)$$

$$G_k = [g_k(1), \dots, g_k(N)] \quad \text{wobei} \quad g_k(i) = \begin{cases} 1; \text{Fehler ist isoliert} \\ 0; \text{Fehler ist nicht isoliert} \end{cases}.$$

Zu Beginn der Erstellung der CCM wird diese initial mit Nullwerten belegt. Anschließend erfolgt der sequentielle Abgleich aller implementierbaren Fehlerklassen zwischen den booleschen Belegungsvektoren. Hierbei können insgesamt vier Fälle unterschieden werden. Die Belegungsvorschrift hierfür kann Tabelle 3-9 entnommen werden.

$$CCM^{k=0} = \{0\}^{N+1 \times N+1} \quad \forall k = 1, \dots, \left(\frac{a}{N}\right)_{a=1, \dots, N-3} \quad \forall i = 1, \dots, N$$

Fall	Implementiert	Isoliert	Belegungsregel
(1)	$f_k(i) = 1$	$g_k(i) = 1$	$CCM^k(i, i) = CCM^{k-1}(i, i) + 1$
(2)	$f_k(i) = 0$	$g_k(i) = 0$	$CCM^k(N+1, N+1) = CCM^{k-1}(N+1, N+1) + 1$
(3)	$f_k(i) = 1$	$g_k(i) = 0$	$CCM^k(i, N+1) = CCM^{k-1}(i, N+1) + 1$ $\forall m = 1, \dots, N \text{ mit } f_k(m) = 1:$
(4)	$f_k(i) = 0$	$g_k(i) = 1$	$CCM^k(m, i) = CCM^{k-1}(m, i) + \frac{1}{\sum_{i=1}^N f_k(i) + 1}$ $CCM^k(N+1, i) = CCM^{k-1}(N+1, i) + \frac{1}{\sum_{i=1}^N f_k(i) + 1}$

Tabelle 3-9: Regelsatz zur Erstellung der CCM

Jede CCM gilt jeweils für ein Testszenario aus Tabelle 3-8. Um eine gleichgewichtete Gesamtbewertung des Testdatensatzes zu ermöglichen, wird jede CCM mit der Gesamtzahl der implementierten Fehler eines Testszenarios skaliert. Die exemplarische Belegung einer CCM ist in Tabelle 3-10 dargestellt.

CCM		Isolierte Fehler				Kein Fehler
		Fehler 1	Fehler 2	...	Fehler N	
Implementierte Fehler	Fehler 1	KP	FP	FP	FP	FN
	Fehler 2	FP	KP	FP	FP	FN
	...	FP	FP	KP	FP	FN
	Fehler N	FP	FP	FP	KP	FN
	Kein Fehler	FP	FP	FP	FP	KN

Tabelle 3-10: Aufbau der Classification Confusion Matrix

In der Zuordnung innerhalb der CCM stehen KP für "Korrekt-Positiv", FP für "Falsch-Positiv", FN für "Falsch-Negativ" und KN für "Korrekt-Negativ". Aus der generierten CCM lassen sich diverse Indikatoren für die Bewertung der Konfiguration der MFI herleiten. Die gebräuchlichsten Indikatoren sind die Korrekt-Positiv-Rate KPR, die Falsch-Positiv-Rate FPR und die Präzision PR:

$$KPR = \frac{KP}{KP + FN} \cdot 100, \quad (3-38)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + KN} \cdot 100, \quad (3-39)$$

$$PR = \frac{KP}{KP + FP} \cdot 100. \quad (3-40)$$

Die vierte Kennzahl für die Bewertung der Performance der MFI auf Basis der CCM ist der κ -Koeffizient

$$\kappa = \frac{\sum_{p=1}^{n+1} CCM(p, p) - \sum_{p=1}^{n+1} \left\{ \frac{\sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q)}{\sum_{p=1}^{n+1} \sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q)} \cdot \sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q) \right\}}{\sum_{p=1}^{n+1} \sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q) - \sum_{p=1}^{n+1} \left\{ \frac{\sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q)}{\sum_{p=1}^{n+1} \sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q)} \cdot \sum_{q=1}^{n+1} CCM(p, q) \right\}}. \quad (3-41)$$

Der κ -Koeffizient bewertet die Isolationsleistung der MFI unter Berücksichtigung der korrekten Identifikationen, welche aufgrund zufälliger Effekte korrekt identifiziert wurden. Eine perfekte Fehlerisolationsleistung würde zu einem κ -Koeffizienten von 1 führen. Solange $\kappa > 0$ gilt, ist die Isolationsleistung besser als bei einem zufallsbasierten Schätzer einzuordnen.

Für die eindimensionale Darstellung der Isolationsgüte der MFI werden die vier Indikatoren entsprechend gleichgewichtet in die Isolations-Performance-Rate

$$IPR = 0.25 \cdot \left(\frac{\kappa}{1} + \frac{KPR}{100} + \left(1 - \frac{FPR}{100} \right) + \frac{PR}{100} \right) \quad (3-42)$$

überführt.

3.4.3 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Variation der Optimierung der MFI werden aus Gründen der Übersichtlichkeit zusammen mit der Gesamtbewertung der finalen Konfiguration der MFI dargestellt. Die Auswertung der Gesamtheit der Lösungen aus Kapitel 3.4.2 führt zu der Darstellung der IPR, siehe Gl. (3-42), als Funktion des κ -Koeffizienten. Zu erkennen ist, dass die maximale IPR von 0.755 mit einem maximalen κ -Koeffizienten von 0.677 korreliert. Das

zugehörige Isolationslimit liegt bei 70%. Weiterhin ist zu erkennen, dass die Variation der Zugehörigkeitsfunktionen in den Randbereichen der Isolationslimits (30%/40% und 80%/90%) einen größeren Einfluss auf die Isolationsgüte hat, als bei mittleren Isolationslimits, siehe Bild 3-12.

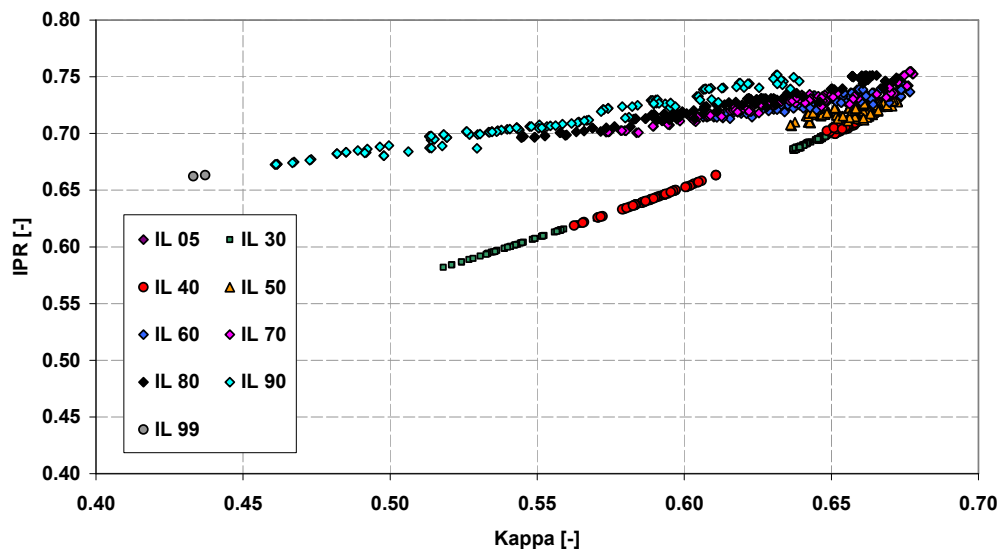


Bild 3-12: IPR als Funktion des k-Koeffizienten

Die Darstellung der IPR als Funktion der KPR und der FPR, siehe Bild 3-13, zeigt, dass die Systemcharakteristik grundlegend durch die Regelbasis definiert ist und die Zugehörigkeitsfunktionen den Betriebspunkt auf dieser Charakteristik definieren, siehe Zwingenberg et al. [84]. Weiterhin ist festzustellen, dass die Systemcharakteristik bei sehr hohen Isolationslimits aufweicht und der Einfluss der Variation der Zugehörigkeitsfunktionen deutlicher zu beobachten ist.

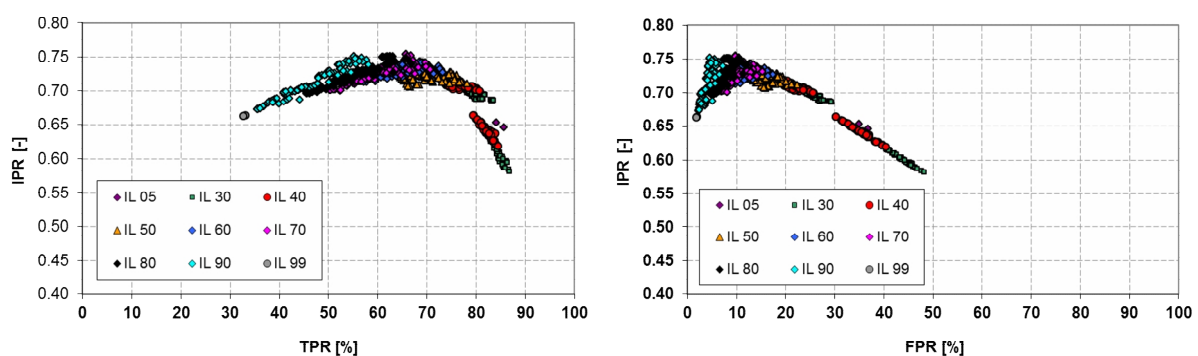


Bild 3-13: IPR als Funktion von KPR und FPR

Die maximale IPR wird bei einer KPR von ca. 65% erreicht, die zugehörige FPR beträgt ca. 10%. Die maximal mögliche KPR des Systems liegt bei ca. 85%. Diesem Zuwachs von 20%-

Punkten in der TPR steht jedoch ein Anstieg der FPR von fast 50%-Punkten gegenüber. Zeitgleich reduziert sich der κ -Koeffizient auf einen Wert von ca. 0.52.

Der κ -Koeffizient zeigt sowohl bei hohen als auch niedrigen Isolationslimits einen erhöhten Einfluss der Zugehörigkeitsfunktionen auf die Systemcharakteristik. Sowohl für die KPR, die FPR als auch die PR gilt, dass hier nur bei hohen Isolationslimits ein nennenswerter Einfluss der Zugehörigkeitsfunktionen auf die Systemcharakteristik festzustellen ist. Besonders deutlich ist dies bei Darstellung der IPR als Funktion der PR, siehe Bild 3-14, zu sehen.

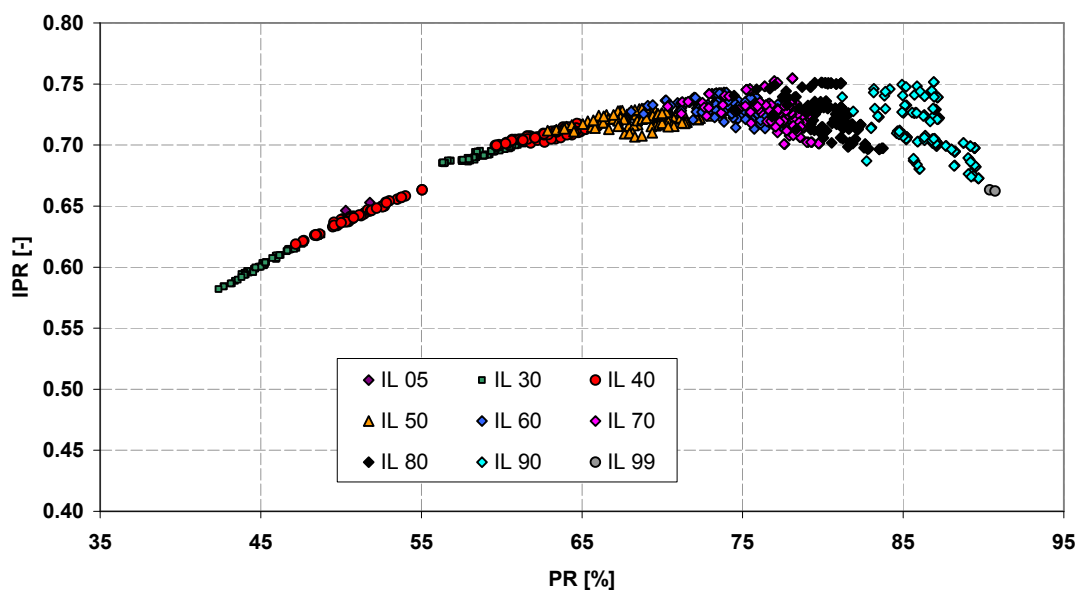


Bild 3-14: IPR als Funktion von PR

Hier ist sowohl die Auffächerung der Systemcharakteristik bei hohen IL als auch der Einfluss des IL auf die PR deutlich zu sehen. Bei konstanter PR sind Schwankungen der IPR im Bereich von ca. 7%-Pkt. bei hohen IL möglich.

Bei der Auswahl der optimalen Parameter für die MFI anhand der IPR wären einige Konfigurationen mit Isolationslimits zwischen 70% und 90% möglich. Aufgrund des maximal möglichen κ -Koeffizienten, der relativ hohen KPR und dem nur geringen weiteren Anstieg der IPR werden nur die Konfigurationen für ein Isolationslimit von 70% näher untersucht. Hierbei ergeben sich acht Konfigurationen, die eine IPR von über 0.75 aufweisen. Allen acht Konfigurationen ist die gleiche Zugehörigkeitsfunktion für die Parameterstandardabweichung gemein. Eine Übersicht über die implementierten Variationen der Funktionen wird in Annex A. 1 gegeben. Von den dort aufgeführten Variationen ist die optimale Zugehörigkeitsfunktion für die Parameterstandardabweichung die zweite Funktion. Diese unterscheidet sich von den

anderen untersuchten Funktionsverläufen durch eine späte Hochstufung der Präzision als „Niedrig“ und ein großes Totband bei kleinen Parameterabweichungen unterhalb der einfachen Standardabweichung.

Der Einfluss der Zugehörigkeitsfunktion für die relative Frequenz ist eher gering ausgeprägt, da in allen acht Konfigurationen jeweils die Zugehörigkeitsfunktionen 1-4 ohne nennenswerten Einfluss auf die IPR verwendet wurden. Allen vier Zugehörigkeitsfunktionen der relativen Frequenz ist ein zentraler Aufbau gemein, die eingeführten Plateaus an den Endbereichen der Funktionen scheinen keinen relevanten Einfluss zu besitzen. Einzig eine zu frühe Bewertung der relativen Frequenz als „Hoch“ führt zu schlechteren Ergebnissen.

Bei der Auswertung der Zugehörigkeitsfunktionen für die Parameterabweichung bei den acht optimalen Konfigurationen zeigt sich, dass nur die Zugehörigkeitsfunktionen 1 und 5 in diesen Konfigurationen verwendet werden. Diesen beiden Funktionen ist gegenüber den anderen Funktionen gemein, dass sie erst ab dem 4-fachen der Standardabweichung die setspezifische Abweichung der Kategorie „Hoch“ zuordnen.

Insgesamt bleibt somit festzuhalten, dass sich die optimale Konfiguration der MFI unter Verwendung von solchen Zugehörigkeitsfunktionen für die relativen Frequenzen ergibt, welche relativ gleich verteilt sind und auf eine frühe Hochstufung der Frequenzen in die nächste Klasse verzichtet. Bei den Zugehörigkeitsfunktionen für die Parameterabweichung zeigt sich, dass sich eine späte Hochstufung der Abweichung als vorteilhaft erweist, während die Einbringung von Plateaus keine nennenswerten Auswirkungen hat. Bei der Zugehörigkeitsfunktion für die Parameterstandardabweichung zeigt sich ebenfalls, dass eine späte Hochstufung der Abweichung zu besseren Ergebnissen führt. Die Festlegung des Isolationslimits beeinflusst in erster Linie das Verhältnis von KPR zu FPR. Die finale Konfiguration der MFI stellt sich nun wie in Tabelle 3-11 aufgeführt dar.

Konfiguration	
Isolations-Performance-Rate [-]	0.755
Präzision [%]	78.10
Korrekt-Positiv-Rate [%]	65.81
Falsch-Positiv-Rate [%]	9.72
κ -Koeffizient [-]	0.6771
Zugehörigkeitsfunktion RF	2
Zugehörigkeitsfunktion PA	5
Zugehörigkeitsfunktion PSA	2

Tabelle 3-11: Finale Konfiguration der MFI

Neben der globalen Bewertung der MFI ist eine detaillierte Auswertung der Leistungsfähigkeit der gewählten Konfiguration auf dem Niveau der einzelnen Fehlerklassen zwingend erforderlich. Diese Bewertung erfolgt anhand der dreidimensionalen Darstellung der CCM. Die CCM der gewählten Konfiguration weicht nur in Nuancen von den weiteren in Frage kommenden Konfigurationen ab, so dass auch für diese Konfigurationen die qualitativen Aussagen ihre Gültigkeit behalten. Die CCM wurde mit der Gesamtzahl der implementierten Fehler skaliert, wobei aufgrund des gewählten Setups die „Kein Fehler“-Kategorie häufiger vertreten ist. Da die Performanceparameter immer Teil der Lösung der MFI sind, werden in Bild 3-15 nur die messwertbasierten Fehlerklassen dargestellt.

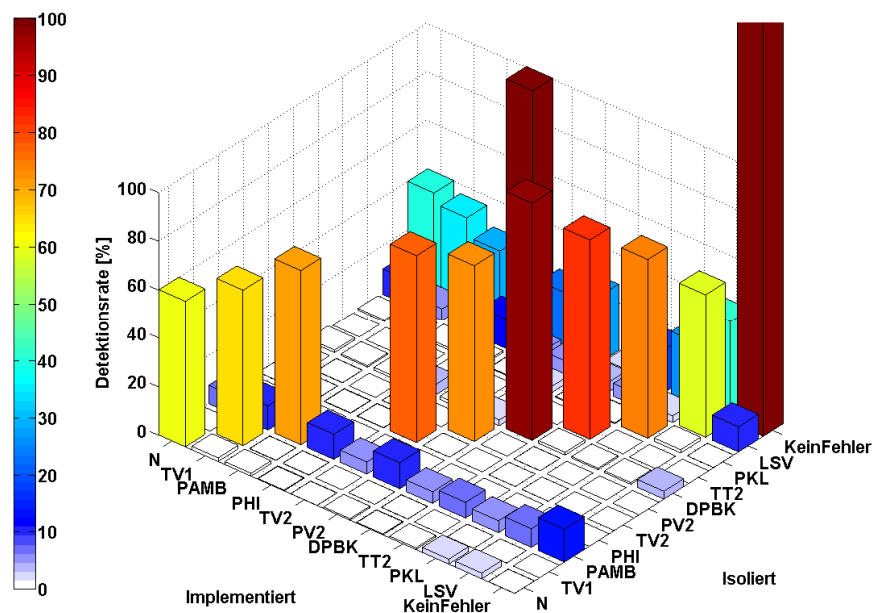


Bild 3-15: Dreidimensionale Darstellung der CCM der finalen Konfiguration der MFI

Bild 3-15 zeigt auf der Hauptdiagonalen die Prozentzahl der korrekt isolierten Signale und auf der Nebendiagonalen die inkorrekt isolierten Signale. Die Details der Belegung der CCM sind in Kapitel 3.4.2.3 erläutert. Besonders auffällig an der CCM der MFI ist, dass die relative Luftfeuchte (Phi) in keinem Fall korrekt isoliert werden konnte. Dies ist erkennbar an dem 100% Balken der Kategorie „Kein Fehler“ für das isolierte Signal bei einem implementierten Fehler der relativen Luftfeuchte. Dieses Ergebnis ist nicht unerwartet, da bereits bei der EFI diese Fehlerkategorie nur bei sehr hohen Abweichungen überhaupt detektierbar war. Dies ist auf den geringen Einfluss der relativen Luftfeuchte auf die diagnostischen Parameter bei Temperaturen $<20^{\circ}\text{C}$ zurückzuführen.

Positiv fällt die sehr gute Isolierbarkeit des Brennkammerdruckverlustes (Δp_{BK}) auf, welcher eine korrekte Detektionsrate von 97.72% aufweist. Dies ist auf die besonders charakteristische Ausprägung dieser Fehlerkategorie in den diagnostischen Parameter zurückzuführen.

Durch die nur sehr zurückhaltende Nutzung der Informationen redundanter Signale, siehe Kapitel 3.4.2.1, ergeben sich Detektionsraten, welche nur leicht über denen der nicht redundanten Signale liegen. Insgesamt bewegen sich die Detektionsraten der korrekt isolierten Fehlerquellen mit Werten zwischen 57% und 82% auf einem eher durchschnittlichen Niveau. Positiv fällt hingegen die geringe Anzahl an fälschlichen Isolierungen auf. Einzig die Fehlerklassen Umgebungsdruck „ p_{AMB} “ und Leitschaufelstellung „LSV“ werden in nennenswertem Umfang falsch isoliert. Die Fehlisolationen für den Umgebungsdruck treten insbesondere bei implementierten Fehlern der Kategorien Verdichteraustrittsdruck „ p_{VII} “, relative Luftfeuchte „ ϕ “ und Verdichtereintrittstemperatur „ T_{VI} “ auf und erreichen maximale Fehldetektionsraten von 10%. Die Fehlisolationen für die Leitschaufelstellung treten insbesondere bei implementierten Fehlern der Kategorien „ ϕ “ und „ T_{VI} “ auf und erreichen hier maximale Fehldetektionsraten von 12%.

Dies sind die Ergebnisse der Auswertungen des erweiterten simultanen MFI auf Basis der grundlegenden Ausführungen von Lipowsky [49]. Das in dieser Arbeit vorgestellte System ist nach Kenntnis des Autors das erste System dieser Art, das die Präzision der Lösungen in den einzelnen Fehlerkombinationssets berücksichtigt und auf Basis realer Daten entwickelt wurde. Um die Aussagefähigkeit der Untersuchungen zu erhöhen, wurden verschiedene Alterungsgradienten in den Testdatensatz aufgenommen. Somit stellen diese Ergebnisse einen realen Einblick in die Leistungsfähigkeit dieser Systeme dar.

Um ausschließen zu können, dass sequentielle Eliminationsverfahren, wie von Eustace [22] dargelegt, die effektivere MFI für den hier betrachteten Fall darstellen, wurde das hier vorgestellte System mit seinem simultanen Eliminationsverfahren gegen ein konkurrierendes System, beruhend auf einem sequentiellen Eliminationsverfahren, bei vergleichbaren Randbedingungen getestet, Kriegler [41]. Das konkurrierende System beruht in seiner Architektur auf den Ausführungen von Eustace, verwendet jedoch statt Korrekturkurven vollständige numerische Gasturbinenmodelle und ist in der Lage, Redundanzen in der Messung zu berücksichtigen. Dieses System wurde ebenfalls in den entworfenen Prozess der Datenvalidierung implementiert und auf Basis des gleichen Testdatensatzes untersucht.

Hierbei zeigte sich, dass das sequentielle Eliminationsverfahren in der Gesamtperformance hinter dem System mit dem simultanen Eliminationsverfahren zurückbleibt und insbesondere sehr sensibel auf Fehldetektionen in den ersten Schritten der sequentiellen Elimination reagiert. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die verbleibende Fehlersignatur direkt von einer Fehlisolation beeinflusst wird und somit alle nachfolgenden Isolationen auf Basis einer verfälschten Fehlersignatur erfolgen. Dies kann bei der entwickelten simultanen Fehlerisolation ohne Manipulation der Fehlersignatur prinzipimmanent nicht passieren, so dass diese Systeme insgesamt einen Vorteil aufweisen. Einzig bei Testszenarien mit nur einem implementierten Fehler weisen die Systeme vergleichbare Leistungen auf. Aufgrund der prinzipiellen Nachteile der sequentiellen MFI wurde dem hier präsentierten System der Vorzug gegeben.

Allerdings muss unter Berücksichtigung der Leistungsdaten der MFI, siehe Tabelle 3-11, der automatisierte Einsatz der MFI in der kontinuierlichen Auswertung als nicht zielführend betrachtet werden. Das System weist zwar eine gute Isolationsfähigkeit auf, doch der Anteil der korrekt isolierten Signale ist deutlich zu niedrig für einen automatisierten Einsatz. Zwar werden in der Realität hauptsächlich Szenarien mit ein bis zwei simultanen Fehlern bei Langzeitanomalien auftreten, welche bessere Isolationsgüten haben, die Zweifel an der unbeaufsichtigten Einsatzfähigkeit bleiben jedoch bestehen. Somit bleibt festzuhalten, dass die MFI den erfahrenen Diagnostiker derzeit noch nicht ersetzen kann und das Konzept der MFI eher als unterstützendes Werkzeug denn als eigenständiges System zu verstehen ist.

3.5 Umsetzung der Datenvalidierung

Für die Umsetzung der entwickelten Methoden zur Detektion und Isolation von Fehlern wurden alle Programmteile in einer graphischen Benutzeroberfläche zusammengeführt, siehe Bild 3-16.

Das Programm GaT-Data EVO (Gas-Turbine Data – Evaluate/Validate/Optimize) erlaubt sowohl die reguläre thermodynamische Auswertung als auch die Zuschaltung von Anomaliedetektionsalgorithmen, entweder in Kombination mit einer EFI, einer MFI oder einem simultanen Einsatz von EFI und MFI.

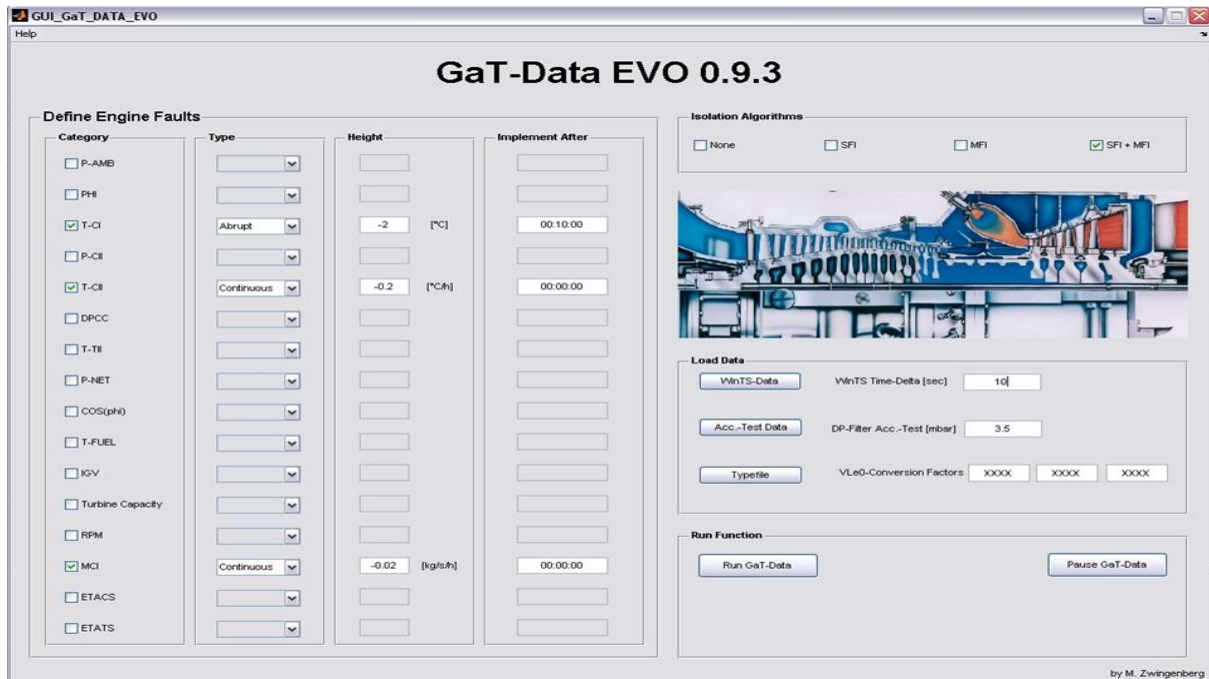


Bild 3-16: GUI GaT-Data EVO

Es können zu Testzwecken verschiedene Fehlerszenarien in den auszuwertenden Datensatz eingebracht werden, um das Detektionspotential für spezifische Konfigurationen zu testen. Hierbei wird unterschieden zwischen plötzlich auftretenden Fehlern und graduellen Verschlechterungen.

Für den Fall, dass eine Anomalie detektiert wird, egal ob sie implementiert wurde oder real besteht, ist die Reaktion abhängig von der Art der Anomalie. Im Falle einer Kurzzeitanomalie erfolgt die EFI autark. Zur Information des Nutzers werden die wichtigsten Diagramme eingeblendet. Hierzu gehören die Darstellung der Evolution der diagnostischen Parameter, die BQMW der EFI und die zugehörige prognostizierte Abweichung sowie die Darstellung des realen Verlaufs des in Frage kommenden Signals in dem detektierten Zeitbereich. Außerdem erfolgt eine Informationsmeldung auf dem Matlab Command Window, welches Signal identifiziert wurde und ob es ersetzt werden konnte. Dies kann aufgrund von Redundanzen oder implementierten Korrelationen erfolgen. Die Darstellung der Evolution der diagnostischen Parameter erfolgt entsprechend Bild 3-17. Für dieses Szenario wurde ein spontaner Abfall der nicht redundant ausgeführten T_{VI} um 2°C implementiert.

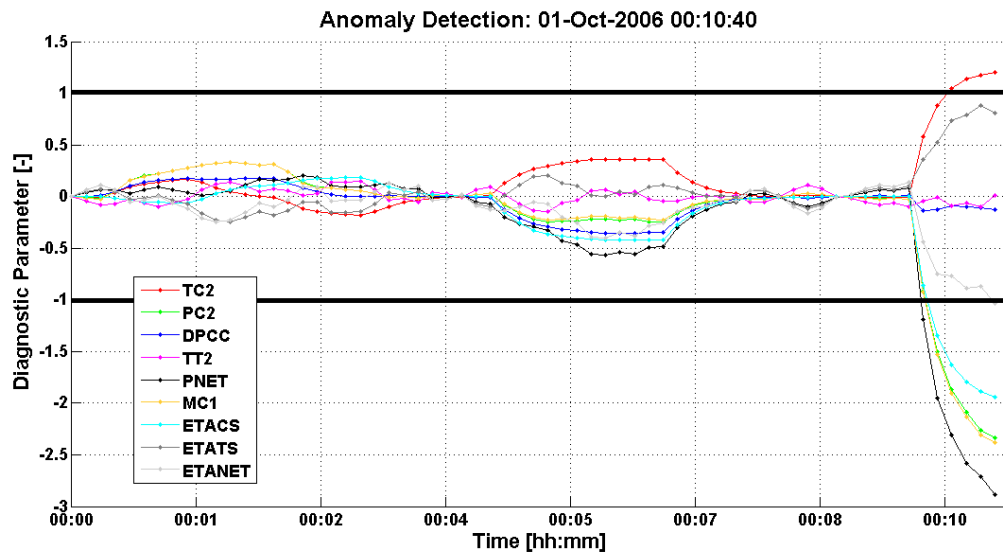


Bild 3-17: Evolution der diagnostischen Parameter

Um die Präzision der Fehlerisolation und die Höhe des isolierten Fehlers zu beurteilen, werden die BQMW-Werte, siehe Gleichung (3-35), als Balkendiagramme dargestellt und die Informationen über die Fehlerhöhe in der einblendbaren Legende angezeigt, siehe Bild 3-18.

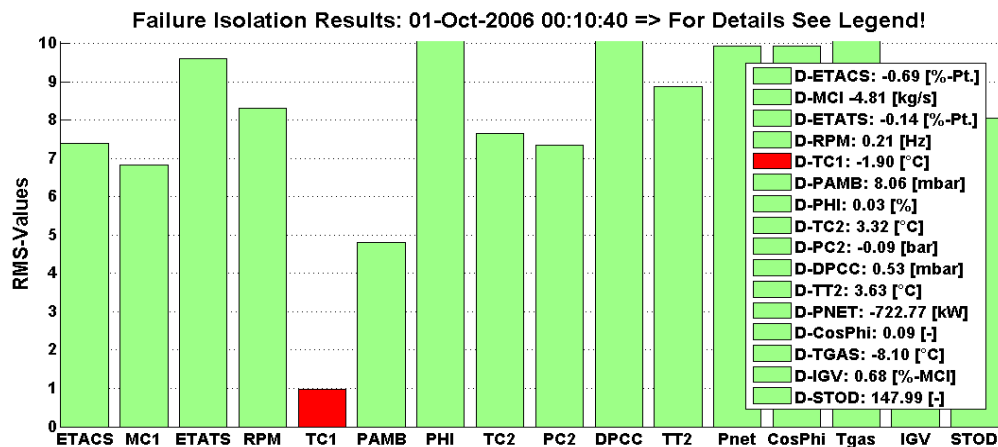


Bild 3-18: Darstellung der RMS der EFI

Zur Überprüfung der Analyse wird der Verlauf des isolierten Signals für den in Frage kommenden Zeitraum dargestellt, siehe Bild 3-19.

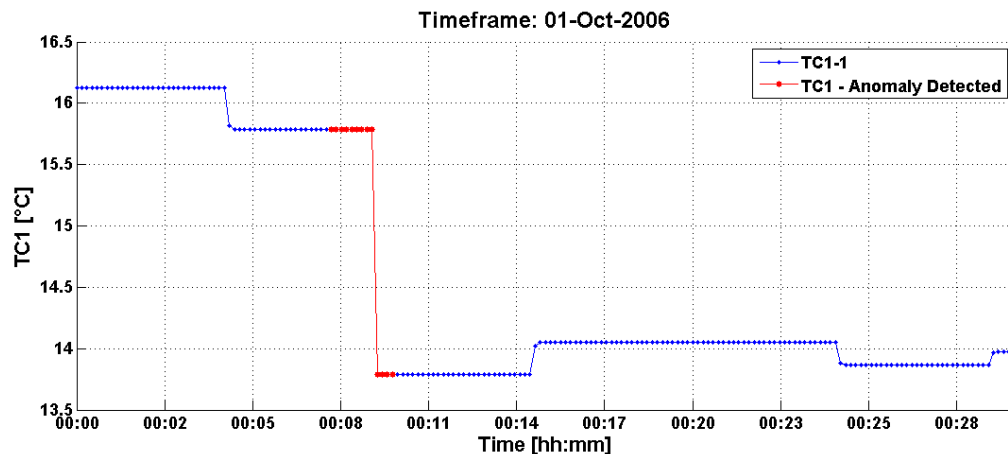


Bild 3-19: Darstellung des Verlaufs des isolierten Signals

Für den Fall, dass bei der EFI ein nicht ersetzbares Signal als fehlerhaft detektiert wird, erfolgt eine Unterbrechung der thermodynamischen Auswertung. Es werden nur noch stichprobenartige Auswertungen in definierten Zeitabständen durchgeführt und die Entwicklung der diagnostischen Parameter mit den Parametern des letzten verfügbaren fehlerfreien Maschinenzustandes verglichen. Falls der Fehler behoben worden ist, werden die Abweichungen der diagnostischen Parameter wieder in den akzeptablen Bereich zurückkehren und die Auswertung wird fortgesetzt.

Bei Langzeitanomalien entsprechen die graphischen Ausgaben denen der EFI, jedoch wird die thermodynamische Auswertung unterbrochen, da dem Nutzer zusätzlich ein Auswahlfenster mit den wahrscheinlichsten Fehlerquellen ausgegeben wird. Um den Nutzer in seiner Analyse der Anomalie zu unterstützen, werden alle relevanten thermodynamischen Informationen gespeichert.

4 Datenaufbereitung

Die Güte des zu erstellenden numerischen Gasturbinenmodells wird maßgeblich von der Qualität der zur Verfügung stehenden Daten beeinflusst. In diesem Kapitel werden die Auswahl geeigneter Maschinenstandorte, die Korrektur von Alterungseffekten und die abschließende Konsolidierung der anlagenspezifischen Datensätze beschrieben.

4.1 Datenbasis

Für die Erstellung der numerischen Gasturbinenmodelle bestand Zugriff auf die Betriebsmessdaten verschiedener Gasturbinenstandorte. Der große Vorteil dieser Datenquelle gegenüber reinen Prüffeldversuchen ist, dass Messwerte diverser Gasturbinen unter realen Betriebsbedingungen für die Erstellung flottengemittelter Kennfelder herangezogen werden können. Die Nachteile der erhöhten Messunsicherheit der betrieblichen Kalibrierung werden durch die hohe Anzahl an verfügbaren Messungen und die damit einhergehende Reduktion der stochastischen Varianz aufgewogen. Die systematische Varianz der Messwerte wird durch eine anlagenindividuelle Skalierung eliminiert, siehe Kapitel 4.4. Für die Definition des Absolutniveaus der Performance der jeweiligen Gasturbinenbaureihe ist jedoch in jedem Fall auf eine kalibriert gemessene Flottenstatistik zurückzugreifen, siehe Kapitel 4.4.1. Die betriebliche Instrumentierung ist hierfür aufgrund der nicht zu eliminierenden systematischen Varianz nicht ausreichend. Bei der Erstellung qualitativ hochwertiger numerischer Gasturbinenmodelle müssen bereits bei der Auswahl der auszuwertenden Gasturbinen und ihrer Standorte folgende Kriterien eingehalten werden.

- Ausreichende Variation der Umgebungstemperatur für eine weite Spreizung der Kennfelder in n_V^* -Richtung. Tropische Standorte sind somit eher ungeeignet.
- Ausreichende Variation der Turbineneintrittstemperatur zwischen den einzelnen Standorten, um eine weite Spreizung der Kennfelder in Π_V^* und n_T^* Richtung bei konstantem n_V^* zu erreichen.
- Regelmäßige Offline-Verdichterwäschen, um den Anteil nicht rekuperativer Alterung (siehe Kapitel 2.2.4.1) des Verdichters möglichst zu minimieren und das Transformationsintervall für die Korrektur der Alterungseffekte möglichst klein zu halten.

- Alle untersuchten Gasturbinen müssen einen konstanten Bauzustand über den auszuwertenden Zeitraum aufweisen.
- Für jede auszuwertende Gasturbine muss ein kalibriert gemessener Abnahmetest inklusive Gasanalyse verfügbar sein.
- Die Frequenz des Stromnetzes sollte möglichst stabil sein, um genügend stationäre Punkte erzielen zu können. Kleinere Inselstaaten sind somit eher ungeeignet.
- Das Fahrregime der Gasturbine sollte einen hohen Grundlastanteil mit einer ausreichenden Zahl an stationären Teillastpunkten aufweisen.
- Die Gasqualität der Anlage sollte möglichst konstant sein, da Abweichungen in der Gasqualität zu, wenn auch kleinen, Fehlern in der Berechnung des Verdichtermassenstromes führen.

Nach sorgfältiger Beachtung der vorstehenden Kriterien wurden drei Maschinen für die thermodynamische Auswertung als Basis zur Erstellung des numerischen Modells ausgewählt und jeweils über einen Zeitraum von 1.5 Jahren thermodynamisch ausgewertet. Die Spezifika der Datensätze sind in Tabelle 4-1 aufgeführt. Für die Details der thermodynamischen Auswertung sei auf die Kapitel 2.2.4 und 2.2.5 verwiesen.

	Datensatz A	Datensatz B	Datensatz C
Stat. Punkte GL	1703	3144	2554
Stat. Punkte TL	101	900	499
Bereich T_{VI} [°C]	-1.2 – 28.6	1.1 – 19.8	0.6 – 18.5
Bereich LSV [%- \dot{m}_{VI}]	72.0 – 99.8	73.6 – 99.8	73.4 – 100.2
Offline Wäschen	19	8	19

Tabelle 4-1: Spezifika der verwendeten Datensätze der Betriebsdatenauswertung

4.2 Alterungseffekte

Die theoretischen Grundlagen über die verschiedenen Ausprägungen und den zeitlichen Ablauf von Alterungseffekten, insbesondere für den Verdichter, sind bereits in Kapitel 2.2.4.1 beschrieben. In diesem Kapitel werden die real auftretenden Alterungseffekte an einem der drei Datensätze exemplarisch dargestellt.

In Bild 4-1 sind die durchgeführten Offline-Verdichterwäschen als vertikale grüne Linien eingetragen und die auf ISO- und Designbedingungen transformierten Messwerte über der

Zeit aufgetragen. Bei Vernachlässigung von Alterungseffekten sollte sich durch die durchgeführten Transformationen ein horizontaler Verlauf der Messwerte ergeben. Für diesen Idealzustand wären keine zeitlichen Korrelationen und damit keine nachweisbaren Alterungseffekte mehr vorhanden. Um den durch die notwendigen Transformationen entstehenden Fehler zu minimieren, werden ausschließlich Messwerte mit einer LSV>99% verwendet. Gerade im ersten Drittel des ausgewerteten Zeitraumes ist der Effekt unterlassener Verdichterwäsche deutlich zu sehen. Bei einem Verdichterwaschregime mit kürzeren Zeitabständen ist das Verdichterdruckverhältnis hingegen relativ konstant, dennoch muss auch hier mit Schwankungen von bis zu 1%-Pkt. gerechnet werden.

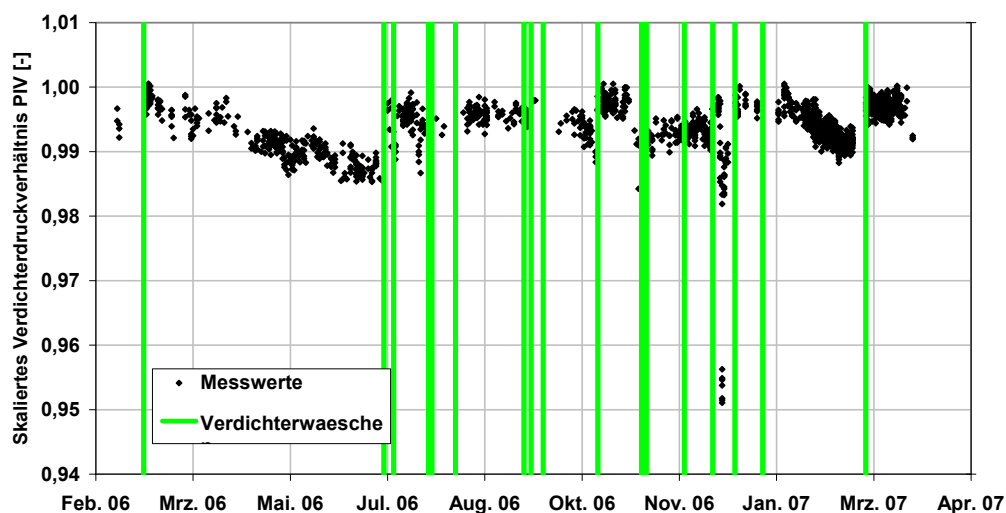


Bild 4-1: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Verdichterdruckverhältnisses

Die beobachtete Abnahme des Verdichterdruckverhältnisses ist im Allgemeinen auf eine Reduktion des freien Querschnittes durch Anhaftungen in den ersten Verdichterstufen zurückzuführen. Hierdurch wird der Verdichtereintrittsmassenstrom verringert. Aufgrund des Durchflussverhaltens der Turbine führt eine Abnahme des Verdichtermassenstromes bei gleicher Turbineneintrittstemperatur zu einer Abnahme des Verdichterdruckverhältnisses. Dieser Zusammenhang kann anhand der vereinfachten Mengendruckgleichung nach Stodola beschrieben werden, Traupel [65], so dass gilt

$$(\dot{m}_{VI} + \dot{m}_{Br}) = C_{Turb} \cdot \frac{(p_{V2} - \Delta p_{BK})}{\sqrt{R_{T1} \cdot T_{T1}}} \quad (4-1)$$

Die Abnahme des Verdichtereintrittsmassenstromes und die damit einhergehende Reduktion des Druckverhältnisses reduziert auch den isentropen Verdichterwirkungsgrad, dargestellt in Bild 4-2. Die beobachtete Reduktion des isentropen Verdichterwirkungsgrades ist jedoch nicht nur durch diesen Effekt zu erklären. Insbesondere mit fortschreitender Verschmutzung sind Anhaftungen auf den hinteren Verdichterstufen wahrscheinlich, die dann zu einer weiteren Reduktion des η_{VS} im zeitlichen Verlauf führen. Zwingenberg et al. [81] haben die unterschiedliche zeitliche Entwicklung der Verdichteralterung für η_{VS} und \dot{m}_{VI} respektive Π_V detailliert aufgezeigt.

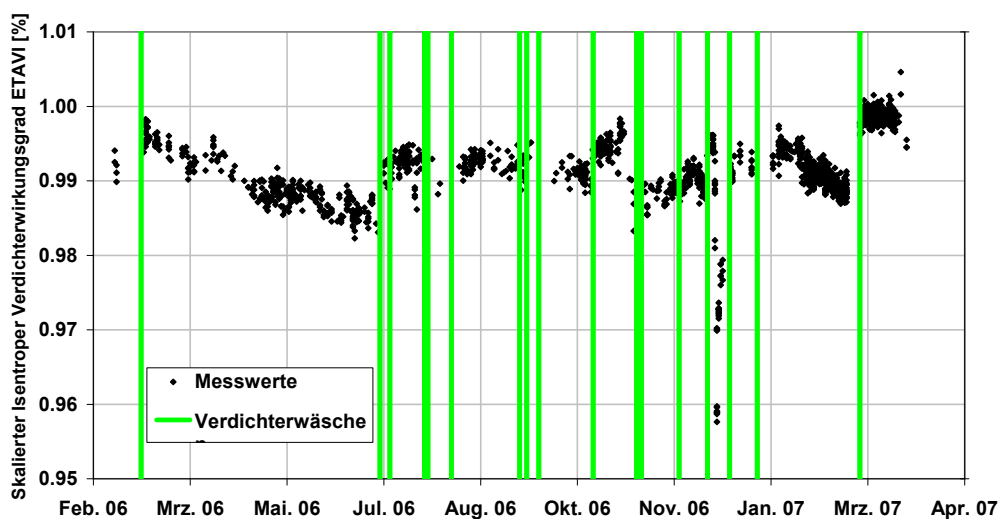


Bild 4-2: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Verdichterwirkungsgrades

Das Alterungsverhalten des Turbinenwirkungsgrades, dargestellt in Bild 4-3, zeigt eine lineare und sehr geringe Abnahme des Wirkungsgrades, da Anhaftungen bei Verwendung von Brennstoffen gemäß der Spezifikationen des OEM nur in sehr geringem Umfang auftreten können.

Aufgrund der zu diesem Zeitpunkt nicht eliminierbaren Schwankungen im Verdichterdruckverhältnis muss die Bewertung der Turbinenalterungseffekte unter Vorbehalt erfolgen. Diese Schwankungen führen zu einer Variation des Betriebspunktes der Turbine in Π_T^* -Richtung, so dass eine volle Korrektur des Datensatzes in Bezug auf Π_T^* nicht möglich ist.

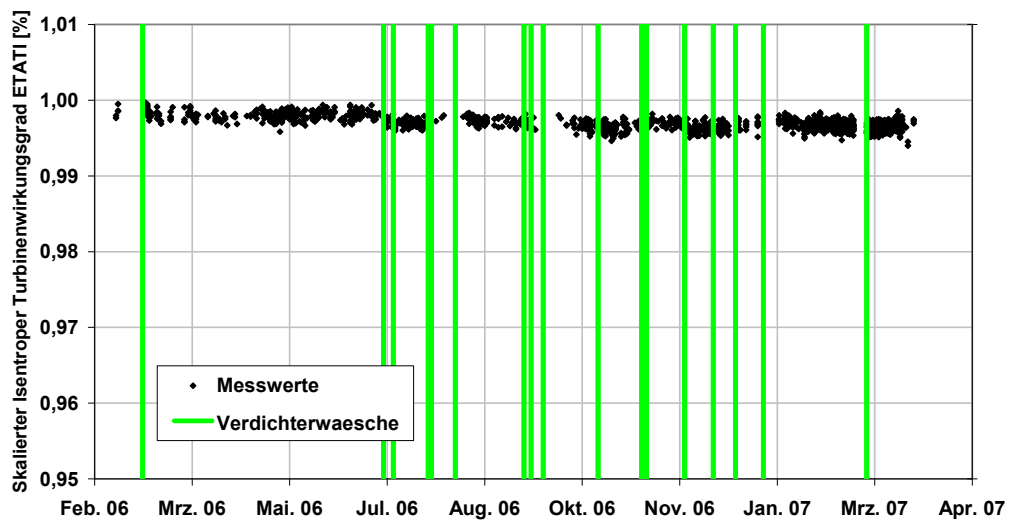


Bild 4-3: Zeitliche Entwicklung des skalierten transformierten Turbinenwirkungsgrades

4.3 Zeitliche Dekorrelation

Die zu erstellenden numerischen Gasturbinenmodelle werden für den Zustand zum Zeitpunkt von 700EOH definiert. Daher sind bei Verwendung von Betriebsmessdaten für die Erstellung numerischer GT-Modelle die zeitliche Dekorrelation der transformierten Messwerte sowie die Transformation auf den initialen Maschinenzustand zwingend notwendig.

Grundlage dieser Schritte sind die untransformierten, thermodynamisch ausgewerteten Messwerte, die grundlastnahen und auf ISO- und Designbedingungen transformierten Messwerte sowie die Zeitpunkte durchgeführter Offline-Verdichterwäschen. Die Dekorrelation erfolgt sequentiell durch Modifikation der Messwerte und nicht, wie sonst üblich, nach der thermodynamischen Auswertung. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass die alterungskorrigierten Datensätze weiterhin die Energie- und Massenbilanzen erfüllen.

4.3.1 Verdichtermassenstrom

Der erste zu korrigierende Zustandsparameter ist der Verdichtermassenstrom. Aufgrund der linearen Kopplung zwischen Massenstrom und Druckverhältnis kann die Dekorrelation über eine Korrektur des gemessenen Verdichteraustrittsdruckes p_{VII} erfolgen. Im ersten Schritt der Dekorrelation wird der Verlauf der aus Grundlast transformierten Messwerte für p_{VII} innerhalb eines Verdichterwaschintervalls durch eine lineare Funktion der Zeit t beschrieben. Die Differenz zum Sollzustand $p_{VII,0}$, definiert durch die letzte Abnahmemessung, wird

berechnet und auf die lineare Ausgleichsfunktion bezogen, so dass die Berechnung der benötigten prozentualen Änderung für die zeitliche Dekorrelation entsprechend

$$\Delta p_{VII} = \frac{p_{VII,0} - a \cdot t + b}{a \cdot t + b} \quad (4-2)$$

möglich ist. Dieser prozentuale Deltawert wird nun in den untransformierten Datensatz eingebracht, so dass gilt

$$p_{VII,KORR} = \Delta p_{VII} \cdot (1 + \Delta p_{VII}). \quad (4-3)$$

Eine erneute thermodynamische Auswertung dieses manipulierten Datensatzes würde zu diesem Zeitpunkt jedoch zu signifikant falschen Zustandsgrößen führen, da die Auswirkung des durch diese Änderung simulierten Anstieges des Verdichtermassenstromes auf die weiteren Prozessgrößen noch nicht berücksichtigt wurde. Die erste Prozessgröße, die durch den Verdichtermassenstromanstieg modifiziert werden muss, ist der Brennkammerdruckverlust. Ausgehend von einem konstanten Druckverlustkoeffizienten der Brennkammer ergibt sich folgender Zusammenhang

$$\Delta p_{BK} = \zeta \cdot \frac{\dot{m}_{VI}^2}{\rho}. \quad (4-4)$$

Gleichung (4-4) kann unter Verwendung des Gesetzes für ideale Gase überführt werden in

$$\Delta p_{BK} = \zeta \cdot \frac{\dot{m}_{VI}^2 \cdot R_{VI} \cdot T_{VII}}{p_{VII}}. \quad (4-5)$$

Da eine Variation der Gaskonstante aufgrund nicht modifizierter Umgebungsparameter ausgeschlossen werden kann und eine Dekorrelation der Verdichteraustrittstemperatur erst im nächsten Schritt erfolgt, kann das Verhältnis von korrigiertem Brennkammerdruckverlust zu gemessenem Brennkammerdruckverlust folgendermaßen formuliert werden

$$\frac{\Delta p_{BK,KORR}}{\Delta p_{BK}} = \frac{\dot{m}_{VI,KORR}^2 \cdot p_{VII}}{\dot{m}_{VI}^2 \cdot p_{VII,KORR}}. \quad (4-6)$$

Ausgehend von der in Gleichung (4-1) formulierten Proportionalität gilt

$$P_{VII} \sim \dot{m}_{VI} \Rightarrow \frac{P_{VII}}{\dot{m}_{VI}} = const. \Rightarrow \dot{m}_{VI} = \frac{P_{VII}}{const.} \quad (4-7)$$

Somit vereinfacht sich Gleichung (4-6) zu

$$\Delta p_{BK,KORR} = \Delta p_{BK} \cdot \frac{P_{VII,KORR}}{P_{VII}} \quad (4-8)$$

Nun kann eine Korrektur des Messwertes des Brennkammerdruckverlustes basierend auf den vorgenommenen Änderungen der p_{VII} durchgeführt werden.

Eine weitere, durch die Dekorrelation des \dot{m}_{VI} direkt betroffene Messgröße ist die Klemmenleistung der Gasturbine. Da eine Anhebung des Massenstromes zu einer Steigerung des Druckverhältnisses führt, ist bei einer Regelung der Gasturbine über die Turbinenaustrittstemperatur die Erhöhung der Klemmenleistung nicht allein auf den Massenstrom, sondern auch auf die Erhöhung der T_{TI} zurückzuführen. Aus diesem Grund wird für die Bestimmung von ΔP_{KL} auf Variationsrechnungen mit dem numerischen Gasturbinenmodell zurückgegriffen.

Hierfür wird sowohl die T_{VI} als auch die LSV in dem durch den Messdatensatz abgedeckten Bereich in 15 Teilschritten variiert. Dann wird für jeden so definierten Betriebspunkt eine Variation des Verdichterdruckverhältnisses durch eine Variation der LSV simuliert und die Änderung von P_{KL} bestimmt. Bei den Variationsrechnungen ist zu beachten, dass die durch die Variation der LSV hervorgerufene Änderung des η_{VS} und damit der T_{VII} durch eine Modifikation des $\eta_{VS,0}$ des Modells auf Basis eines Newton-Raphson-Algorithmus ausgeglichen wird, so dass die T_{VII} nicht von Änderungen des Π_V beeinflusst wird. Weiterhin muss sichergestellt werden, dass der polytrope Turbinenwirkungsgrad η_{TP} nicht durch die simulierte Reinigung des Verdichters verändert wird. Dies geschieht über einen zweiten Newton-Raphson-Algorithmus, der $\eta_{TS,0}$ entsprechend variiert. Mit dem in Gleichung (4-9) definierten funktionalen Verhältnis kann nun die erforderliche Modifikation der P_{KL} entsprechend

$$\frac{\Delta P_{KL}}{\Delta \Pi_V} = f(n_v^*, \Pi_V, LSV) \quad (4-9)$$

vorgenommen werden. Abschließend erfolgt eine thermodynamische Neuauswertung des modifizierten Datensatzes als Basis für die weiteren Schritte der zeitlichen Dekorrelation.

4.3.2 Verdichterwirkungsgrad

Nach der Korrektur des Verdichtermassenstromes erfolgt im nächsten Schritt der zeitlichen Dekorrelation die Korrektur des Verdichterwirkungsgrades. Da Massenstrom und Druckverhältnis im auf ISO- und Designbedingungen transformierten Datensatz bereits den Zielgrößen entsprechen, können die verbleibenden Abweichungen des η_{VS} über eine Korrektur der T_{VII} erfolgen. Die durchgeführte Korrektur ist analog zur Korrektur des Verdichtermassenstromes auf Basis der Gleichungen (4-2) und (4-3).

Neben der T_{VII} müssen auch weitere relevante Prozessgrößen modifiziert werden. Ausgehend von Gleichung (4-5) und des in Gleichung (4-7) formulierten Zusammenhanges ergibt sich unter Berücksichtigung konstanter Umgebungsbedingungen und eines konstanten Verdichteraustrittsdruckes eine weitere Korrektur des Brennkammerdruckverlustes zu

$$\Delta p_{BK,KORR} = \Delta p_{BK} \cdot \frac{T_{VII,KORR}}{T_{VII}}. \quad (4-10)$$

Neben η_{VS} und Δp_{BK} muss auch der Einfluss des korrigierten Verdichterwirkungsgrades auf die P_{KL} bestimmt werden. Dies erfolgt erneut unter Verwendung des numerischen Gasturbinenmodells entsprechend des Vorgehens in Kapitel 4.3.1. Hierbei wird der Verdichterwirkungsgrad über Faktoren modifiziert, wobei Änderungen sowohl für Π_V als auch für η_{TS} ausgeschlossen werden können. Ziel der Variationsrechnung ist die Bestimmung des Zusammenhanges

$$\frac{\Delta P_{KL}}{\Delta T_{VII}} = f(n_v^*, \Pi_V, LSV). \quad (4-11)$$

Nach der Modifikation folgt eine erneute thermodynamische Auswertung als Basis für die weiteren Schritte der zeitlichen Dekorrelation.

4.3.3 Brennkammerdruckverlust

Als Ergebnis der bisherigen Schritte steht ein korrigierter Messdatensatz, der einen Verdichter ohne Alterungseffekte repräsentiert. Für eine endgültige Bewertung der Alterungseffekte der

Turbine ist eine Transformation der Daten auf ISO- und Designbedingungen aufgrund der Variationen des gemessenen Brennkammerdruckverlustes nicht ausreichend. Diese Schwankungen werden im Prozess der Adaption des numerischen Modells an den Messdatensatz in das Modell eingepreist und somit auch auf ISO- und Designbedingungen transformiert. Aufgrund dessen tritt selbst bei Transformation der Daten auf ISO- und Designbedingungen eine Variation des Turbinenbetriebspunktes auf, die den Betriebspunkt der Turbine aus ihrem Auslegungspunkt verschieben kann. Daher ist eine Korrektur von zeitlichen Schwankungen des Δp_{BK} der vorbereitende Schritt für eine Korrektur der letzten relevanten Prozessgröße, dem Turbinenwirkungsgrad η_{TS} . Die einzige Prozessgröße, die neben Δp_{BK} modifiziert werden muss, ist die Klemmenleistung. Der funktionale Zusammenhang wird erneut durch eine Linearisierung des numerischen Modells im erforderlichen Betriebsbereich durch Modifikation des Auslegungswertes des Δp_{BK} und unter Berücksichtigung des aktuellen Regelzustandes der Gasturbine ermittelt. Aufgrund dieser Vorgehensweise ist der Einsatz zweier Newton-Raphson-Algorithmen notwendig, um eine Verschiebung des Π_V oder des η_{TP} und die daraus resultierende zusätzliche Änderung der P_{KL} zu vermeiden. Abschließend erfolgt eine Korrektur des Δp_{BK} , basierend auf einer linearen Ausgleichsfunktion und dem zugehörigen Referenzwert sowie eine Korrektur der P_{KL} , basierend auf der Änderung des Δp_{BK} und des funktionalen Zusammenhanges, definiert über

$$\frac{\Delta P_{KL}}{\Delta \Delta p_{BK}} = f(n_v^*, \Pi_V, LSV). \quad (4-12)$$

Als letzter Schritt der zeitlichen Dekorrelation folgt nach der Modifikation des Δp_{BK} eine erneute thermodynamische Auswertung als Basis für den letzten Schritt.

4.3.4 Turbinenwirkungsgrad

Die zeitliche Dekorrelation des Turbinenwirkungsgrades erfordert aufgrund der gering ausgeprägten Alterungseffekte nur relativ geringe Verschiebungen der Messwerte. Unter Berücksichtigung des Regelungsverhaltens der Gasturbine würde eine Korrektur des η_{TS} zu einem Anstieg der T_{TI} führen. Dies würde wiederum einen Anstieg des Π_V und damit des Δp_{BK} bedingen und somit bei konstantem η_{VP} auch zu einem Anstieg der T_{VII} führen. Eine solche Korrektur stellt einen überaus weitreichenden Eingriff in den Messdatensatz dar. Aus diesem Grund wird das Regelungsverhalten der Gasturbine in diesem Schritt vernachlässigt

und die Korrektur des η_{TS} durch eine Korrektur der T_{TH} erreicht. In diesem Fall bleiben alle Prozessparameter bis auf die P_{KL} konstant. Die Auswirkung der modifizierten T_{TH} auf P_{KL} wird wieder über Variationsrechnungen des numerischen Modells ermittelt und führt zum benötigten funktionalen Zusammenhang

$$\frac{\Delta P_{KL}}{\Delta \eta_{TS}} = f(n_v^*, \Pi_V, LSV). \quad (4-13)$$

4.3.5 Ergebnisse

Die abschließende thermodynamische Auswertung führt zu einem Datensatz, der frei von Alterungseffekten ist und nach Transformation auf ISO- und Designbedingungen keine zeitliche Korrelation mehr beinhaltet.

Dennoch ist zu diesem Zeitpunkt zu klären, ob die im Rahmen der Dekorrelation vorgenommenen Modifikationen des Messdatensatzes zu einer Verfälschung der Maschinencharakteristik geführt haben könnten. Für diesen Nachweis wird der modifizierte, jedoch nicht transformierte Datensatz im Zustand nach Korrektur der Verdichterparameter und des Δp_{BK} , allerdings noch ohne Korrektur des η_{TS} , ausgewertet. Für die Analyse wurden nur Werte mit einer $LSV > 99\%$ verwendet. Die Kontrollgröße zu diesem Schritt der Alterungskorrektur ist somit der η_{TP} , der bei korrekter Dekorrelation der Verdichtereintrittsgrößen keine Veränderung aufweisen sollte.

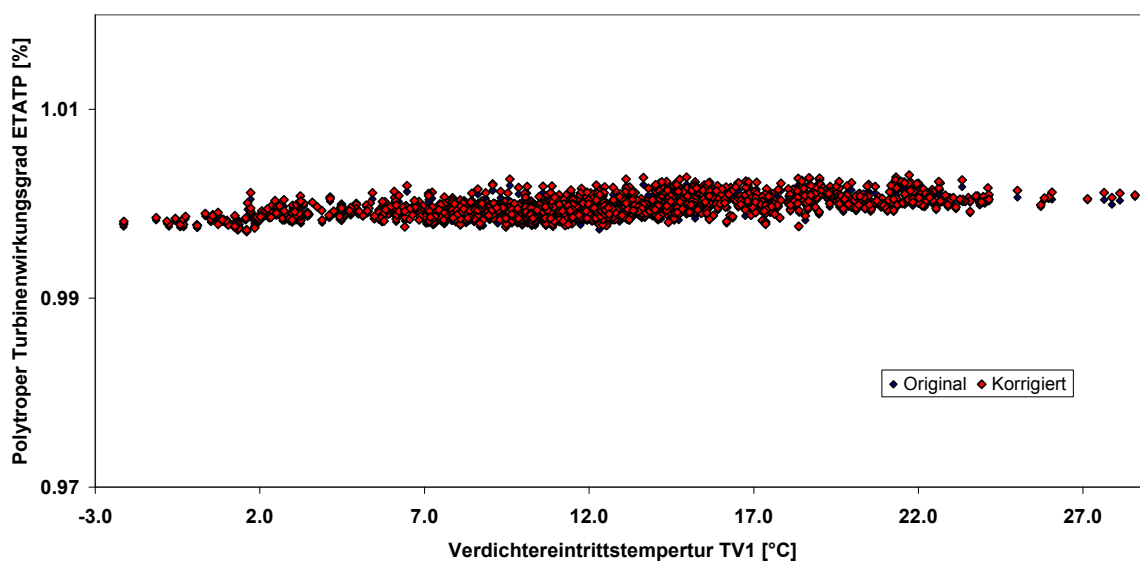


Bild 4-4: Auswirkung der zeitlichen Dekorrelation auf den polytropen Turbinenwirkungsgrad

Wie in Bild 4-4 zu sehen ist, liegen die Verläufe des polytropen Turbinenwirkungsgrades für den Datensatz vor und nach der Korrektur der Alterungseffekte des Verdichters nahezu deckungsgleich übereinander, so dass bewiesen ist, dass die erfolgten Manipulationen physikalisch plausibel sind und keine Verschiebung der Turbinencharakteristik bedingen. Der Nachweis über die physikalisch richtige Korrektur des η_{TS} kann analog über die Auswertung des Verdichtermassenstromes erfolgen. Nur bei korrekter Manipulation des Datendoppels, bestehend aus P_{KL} und T_{TH} , führt eine erneute thermodynamische Auswertung zu einem identischen Verdichtereintrittsmassenstrom.

In Bild 4-5 werden der korrigierte und der unkorrigierte Verdichterwirkungsgrad verglichen. Auf eine vergleichende Darstellung des Turbinenwirkungsgrades wird aufgrund der geringen Änderungen verzichtet.

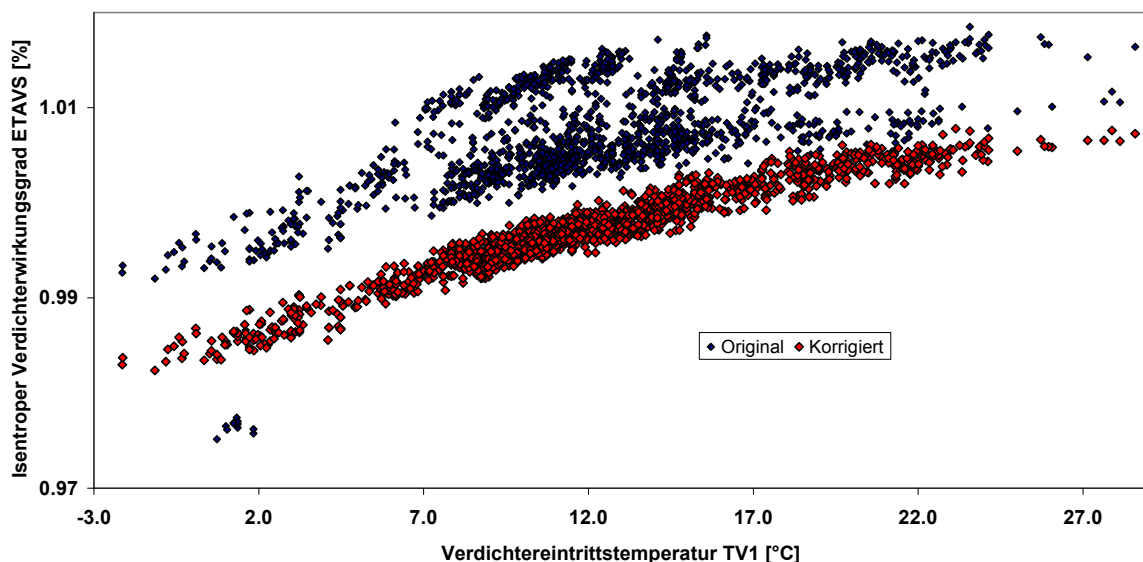


Bild 4-5: Korrigierter und unkorrigierter isentroper Verdichterwirkungsgrad

Bei Betrachtung von Bild 4-5 ist sowohl die Reduktion der Streuung der Messwerte als auch die Elimination der unklaren Charakteristik im unkorrigierten Datensatz deutlich zu erkennen. Somit ist es durch die zeitliche Dekorrelation gelungen, ohne Verfälschung von Maschinencharakteristiken, einzig durch gezielte Verschiebung einzelner Messwerte unter physikalischen Gesichtspunkten, das zu Grunde liegende Komponentencharakteristik herauszufiltern. Ein solcher Datensatz stellt folglich die ideale Grundlage für die Erstellung numerischer Modelle dar.

4.4 Konsolidierung

Für die Adaptierung der Stromlinienkrümmungsverfahren an die vorhandenen Datensätze müssen diese konsolidiert werden. Die Abweichungen zwischen den Datensätzen, resultierend aus der Verwendung nicht kalibrierter Messinstrumentierung, wurden während der zeitlichen Dekorrelation behoben. Durch Bau- und Fertigungstoleranzen sowie die, wenn auch reduziert vorhandenen, Messunsicherheiten der kalibrierten Abnahmeinstrumentierung können dennoch weiterhin Abweichungen zwischen den Datensätzen bestehen. Daher ist eine Konsolidierung der Datensätze für die Generierung eines numerischen Gasturbinenmodells unerlässlich.

4.4.1 Flottenauswertung

Die Definition der Auslegungsdaten des zu erstellenden Gasturbinenmodells anhand der betrieblichen Messinstrumentierung würde zu unnötig großen Abweichungen führen. Stattdessen wird auf die Flottendatenbank der entsprechenden Baureihe zurückgegriffen. In dieser Flottendatenbank sind die Ergebnisse aller kalibriert gemessenen Abnahmetests, inklusive vollständiger Gasanalyse, vorhanden und stellt somit die bestmögliche Datenbasis dar. Die Datensätze sind, bis auf die Verdichtereintrittstemperatur, auf Auslegungsbedingungen transformiert. Diese Transformationen sind jedoch marginal, da die Gasturbinen bei Abnahme in Grundlast und damit nahe am Designpunkt betrieben werden. Für weitere Informationen über die Flottenanalyse sei auf Werner [75] verwiesen.

Die größte verbleibende Korrektur ist die Umrechnung der einzelnen Performanceparameter auf den Betriebspunkt bei einer T_{VI} von 15°C.

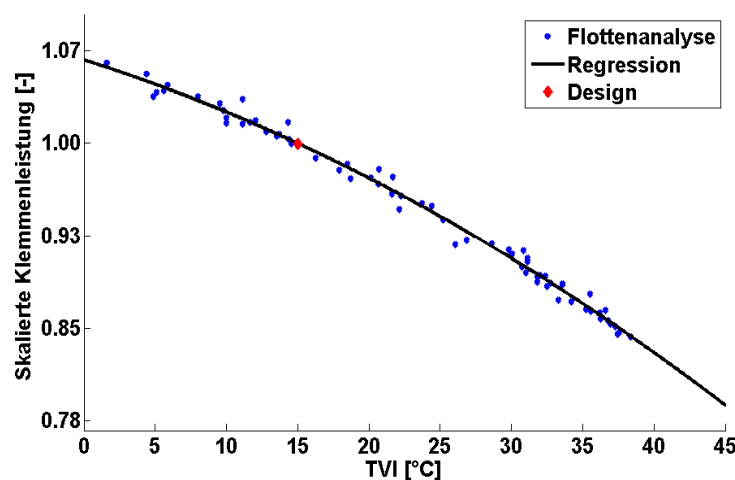


Bild 4-6: Bestimmung der Klemmenleistung im Designpunkt

Hierfür müssten Transformationen mit dem Gasturbinenmodell durchgeführt werden, bei denen Ungenauigkeiten im bestehenden numerischen Gasturbinenmodell zu inkorrekten Ergebnissen führen können. Deshalb werden alle vorhandenen Messwerte der Flottenanalyse über der T_{VI} aufgetragen und mit einer Regressionsfunktion zweiter Ordnung beschrieben, exemplarisch dargestellt für P_{KL} in Bild 4-6.

Anhand dieser Regressionsfunktionen können nun simulierte Messwerte für eine Abnahmemessung bei ISO- und Designbedingungen ohne den Einfluss des bestehenden Modells generiert werden. Für die Bestimmung der relevanten Pseudomesswerte wie \dot{m}_{VI} , η_{VS} und η_{TS} erfolgt eine thermodynamische Auswertung der Messdaten. Für weitere Details siehe Zwingenberg et al. [80]. Zum Abschluss dieses Schrittes sind die Flottenmittelwerte der Gasturbinenbaureihe basierend auf qualitativ hochwertigen Messwerten bekannt.

4.4.2 Verdichterkennfeld

Für die Konsolidierung der betrieblichen Messdaten werden die untransformierten Messwerte der ausgewerteten Anlagen mit den anlagenspezifischen Performancekenngrößen des Verdichters aus der letzten Abnahmemessung in die reduzierten Größen n_V^* , Π_V^* , m_V^* und η_V^* überführt, siehe Kapitel 2.2.2. Aufgrund der Messunsicherheiten der Abnahmemessungen, der Unsicherheiten bei der Bestimmung der Position der LSV und Variationen in der Qualität des Brennstoffes reicht dieser Schritt zur Konsolidierung der Datensätze nicht aus.

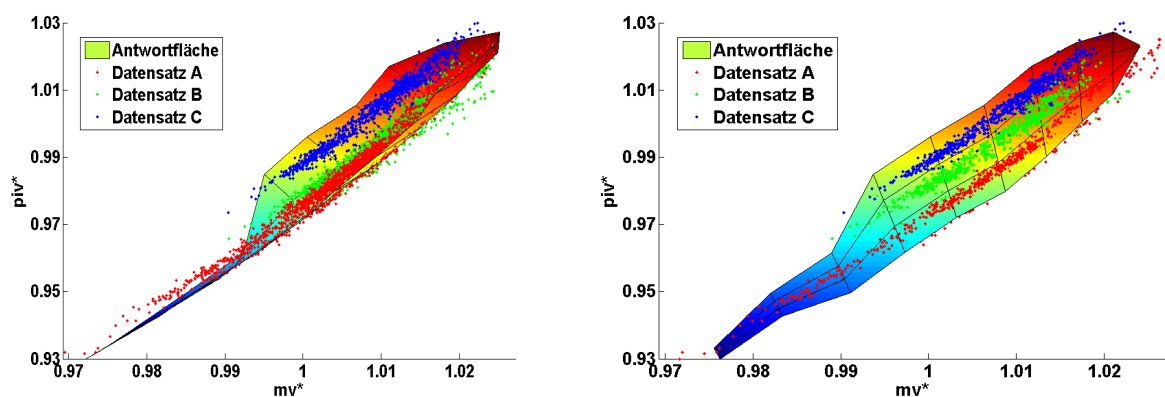


Bild 4-7a/b: Konsolidierung des Verdichtermassenstromkennfeldes

In Bild 4-7a sind die drei verwendeten Datensätze zusammen mit der gemeinsamen Antwortfläche dargestellt. Deutlich ist die Verwindung der Antwortfläche und damit die Verzerrung der Linien für eine konstante Drehzahl n_V^* zu sehen. Durch Modifikation des anlagenspezifischen $\dot{m}_{VI,0}$ im Bereich von -0.1% bis +0.55%, also Werten, die den dem \dot{m}_{VI}

zugeordneten Messunsicherheiten entsprechen, konnte, wie in Bild 4-7b zu sehen, eine entwundene Antwortfläche mit linearen Verläufen der Linien konstanter n_V^* erzielt werden. Die Konsolidierung der Betriebsmessdaten für das Verdichterkennfeld ist damit abgeschlossen. Anhand von Bild 4-7b ist der Einfluss der verschiedenen Feuerungstemperaturen der ausgewerteten Anlagen auf die Variation des Π_V^* sehr gut zu sehen. Falls in den nächsten Schritten eine Rücktransformation der konsolidierten reduzierten Größen in absolute Größen erforderlich ist, so werden hierfür die in Kapitel 4.4.1 ermittelten Werte bei Designbedingungen genutzt.

4.4.3 Turbinenkennfeld

Für die Konsolidierung der betrieblichen Messdaten im Hinblick auf die Erstellung des Turbinenkennfeldes werden die untransformierten Messwerte der ausgewerteten Anlagen mit den anlagenspezifischen Performancewerten der Turbine aus der letzten Abnahmemessung in die reduzierten Größen n_T^* , Π_T^* und η_T^* überführt, siehe Kapitel 2.2.2.

Zu beachten ist hierbei, dass das $\Pi_{T,0}^*$ nur selten erreicht wird, da es ohne die Berücksichtigung von Austrittsdruckverlusten definiert ist. Die ausgewerteten Gasturbinen wurden jedoch alle im GuD-Prozess betrieben und weisen hierdurch relativ hohe Austrittsdruckverluste auf. Ein weiterer Grund ist, dass nicht alle Gasturbinen bei $T_{Tl,0}$ sondern teilweise mit abgesenkter T_{Tl} betrieben wurden, was zu einer weiteren Reduktion des Turbinendruckverhältnisses führt.

Falls in den nächsten Schritten eine Rücktransformation der konsolidierten reduzierten Größen in absolute Größen erforderlich ist, so werden hierfür die in Kapitel 4.4.1 ermittelten Auslegungswerte genutzt.

5 Numerische Modellierung

Aufbauend auf den Ergebnissen aus Kapitel 4 kann nun auf einen alterungskorrigierten, konsolidierten und flottenrepräsentativen Datensatz für die Erstellung der Komponentenkennfelder des numerischen Modells zurückgegriffen werden. Trotz Berücksichtigung der in Kapitel 4.1 aufgeführten Forderungen für die Auswahl geeigneter Maschinenstandorte decken die vorhandenen Messwerte nicht den für die vollständige Modellierung erforderlichen Betriebsbereich ab. Eine Extrapolation der Messdaten ist also zwingend erforderlich. Zwilling et al. [80] haben bereits Möglichkeiten für die Extrapolation von Kennfeldcharakteristiken unter Berücksichtigung des sich ergebenden Verlaufs der Deltaperformance vorgestellt. Allerdings beruhen diese Extrapolationen nicht auf physikalischen Gegebenheiten, so dass unerwartete aerodynamische Effekte in extremen Betriebsbereichen nicht erfasst werden können.

Aufgrund dieser Sachlage wurde in dieser Arbeit ein komplexerer Ansatz gewählt, der darauf beruht, dass bei den OEM bestehende aerodynamische Auslegungssoftware auf Basis des ermittelten Datensatzes kalibriert werden kann, so dass die aerodynamische Modellierung und die vorhandenen Messwerte übereinstimmen. Wenn dies erreicht werden kann, wird die nun kalibrierte aerodynamische Modellierung für die Berechnung der speziellen Maschinencharakteristik in den nicht durch die Messwerte abgedeckten Bereichen genutzt. Somit kann die Kombination aus Messwerten und kalibrierter aerodynamischer Auslegungssoftware für die Erstellung der Komponentenkennfelder im Rahmen der thermodynamischen Modellierung genutzt werden. Bei modernen Maschinentypen sind die Differenzen zwischen Auslegungssoftware und Messung im Allgemeinen bereits auf einem sehr niedrigen Niveau, so dass der Kalibrierungsaufwand vergleichsweise gering ist. Zur Berechnung des Einflusses von Upgradeprodukten müssen jedoch die thermodynamischen Modelle aller verkauften Maschinentypen kontinuierlich gepflegt werden. Insbesondere bei älteren aerodynamischen Modellen können durchaus größere Diskrepanzen zu den Messwerten vorhanden sein, so dass hier ein erhöhter Kalibrierungsaufwand entsteht. Aus diesem Grund repräsentieren die verwendeten Test-Datensätze auch keine aktuelle Baureihe, um so einen Anwendungsfall mit erhöhtem Kalibrierungsaufwand untersuchen zu können.

Im Rahmen der Kalibrierungen sind je nach Modell Randbedingungen zu beachten, da gewisse Randbedingungen nicht überschritten werden dürfen. Die limitierten Parameter sind entweder sekundäre Parameter des Modells, die bereits in Messkampagnen verifiziert werden

konnten oder Parameter, die in nachfolgenden Prozessen eine wichtige Rolle spielen. Für eine Limitierung der Parameter aufgrund von nachgeschalteten Prozessen ist wichtig, dass die Ergebnisse der Prozesse messtechnisch validiert worden sind.

Das entwickelte und hier präsentierte Vorgehen führt zu deutlich weniger individuell geprägten und somit reproduzierbaren Ergebnissen. Der weitaus größere Vorteil ist jedoch die physikalische Plausibilisierbarkeit der Ergebnisse, da nun objektive Kriterien für die Beurteilung der extrapolierten Kennfeldbereiche vorhanden sind.

In den nachfolgenden Kapiteln werden das Vorgehen und die Ergebnisse für die Komponenten Verdichter und Turbine im Detail erläutert.

5.1 Verdichter

Bei der Kalibrierung des numerischen Modells für die Komponente Verdichter wird aufgrund der in Kapitel 2.3.3 beschriebenen Vorteile auf ein Stromlinienkrümmungsverfahren zurückgegriffen. In den nachfolgenden Kapiteln werden das Modell, die implementierten Verlustkorrelationen, das Verfahren zur Kalibrierung und die Ergebnisse inklusive der notwendigen Plausibilisierung vorgestellt.

5.1.1 Verwendetes Modell

Das verwendete Modell beschreibt einen axialen Verdichter mit 15 Stufen sowie Leitschaufeln für Ein- und Austritt, wobei die Eintrittsleitschaufeln verstellbar sind. Weiterhin sind zwei Innen- und drei Außenentnahmen für das Sekundärluftsystem (SAS) vorgesehen. In dieser Arbeit ist die Implementierung der Entnahmestellen für das SAS als fester Prozentsatz des ermittelten Massenstromes realisiert, um zeitaufwändige Iterationen mit den separaten SAS-Modellen zu vermeiden. Dieses Vorgehen ist mit dem Zielergebnis der Komponentenkenfelderstellung gerechtfertigt, wobei beachtet werden muss, dass der entstehende Fehler in der SAS-Modellierung in die Kalibrierung der Modellparameter eingeprägt wird. Der Einfluss des SAS auf die Plausibilität der ermittelten Lösung ist jedoch zu vernachlässigen.

Die variablen Haupteingangsgrößen des verwendeten SKV Verdichters, siehe Dynatech Report [21], sind

- Drehzahl n ,
- Verdichtereintritt:
 - Temperatur T_{VI} ,
 - Druck p_{AMB} ,
 - Feuchte φ ,
- Eintrittsmassenstrom \dot{m}_{VI} ,
- Druckverhältnis Π_V ,
- Winkelposition der LSV.

Alle benötigten Eingangsgrößen sind bereits direkt im verwendeten Datensatz, beschrieben in Kapitel 4.1, enthalten. Dies hat den Vorteil, dass keine weiteren Modelle, numerischer oder analytischer Art, für die Generierung der Eingabedateien für das SKV Verdichter benötigt werden. Einzig die Winkelposition der LSV muss aus dem gemessenen leittechnischen Wert für die LSV berechnet werden. Hierfür existiert eine herstellerspezifische lineare Umrechnungsfunktion, die auf geometrischen Gegebenheiten basiert.

5.1.2 Verwendete Verlustmodellierung

Die Vorhersagegenauigkeit von Stromlinienkrümmungsverfahren hängt maßgeblich von der Güte der implementierten Verlustkorrelationen ab. Das reale Strömungsfeld in axialen Verdichterbeschaufelungen kann grundlegend in die Schaufelgrenzschicht, die Seitenwandgrenzschicht, die Nachlaufdüse, die Spaltströmung und die Sekundärströmungen unterteilt werden. Eine detaillierte Darstellung dieser auftretenden Strömungseffekte findet sich in Bild 5-1.

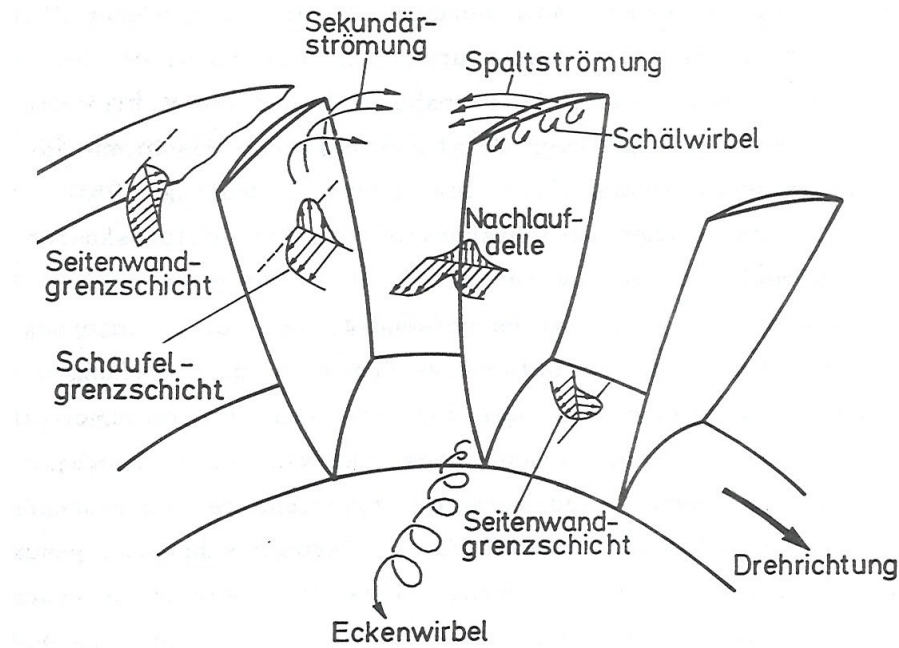


Bild 5-1: Strömungsfeld in einem Axialverdichterlaufrad, Dohmen [19]

In dem verwendeten SKV werden nicht alle diese Effekte separat modelliert. Ein Überblick über die implementierten Verlustmodellierungen wird nachfolgend gegeben. Der Totaldruckverlustkoeffizient im verwendeten SKV ist definiert zu

$$Y_t = (Y_{Min} + Y_M + Y_{Tip}) \cdot \left(1 + \left(\frac{i - i_{Min}}{W} \right)^2 \right). \quad (5-1)$$

Der Arbeitsbereich der Schaufel wird hierbei mit W bezeichnet und als Betrag der Differenz der minimalen und maximalen Inzidenz berechnet. Der Inzidenzwinkel für minimalen Verlust wird mit i_{Min} bezeichnet und auf Basis der Auswertungen von Johnson und Bullock [34] interpoliert. Gleichung 5-1 kann nun aufgeteilt werden in die einzelnen Verlustmodellierungen. Der Koeffizient für den Radialspaltverlust Y_{Tip} kann definiert werden als

$$Y_{Tip} = Y_{Min} \cdot T_{LOSS} \cdot \left(2 \cdot \left(\frac{r - r_{hub}}{r_{case} - r_{hub}} \right) - 1 \right)^3. \quad (5-2)$$

Der Faktor TLOSS ermöglicht hierbei die Skalierung der Radialspaltverluste. Der Verlustkoeffizient für die Berücksichtigung von der Machzahl abhängiger Effekte Y_M ergibt sich zu

$$Y_M = \frac{\left(\frac{(\gamma + 1)M_m^2}{(\gamma - 1)M_m^2 + 2} \right)^{\frac{\gamma}{\gamma - 1}} \cdot \left(\frac{\gamma + 1}{2\gamma M_m^2 - (\gamma - 1)} \right)^{\frac{1}{\gamma - 1}}}{\left(1 + \frac{\gamma - 1}{2} M_1^2 \right)^{\frac{-\gamma}{\gamma - 1}}}, \quad (5-3)$$

wobei M_m der Mittelwert aus Ein- und Austrittsmachzahl ist und γ das Verhältnis der spezifischen Wärmekapazitäten bei Eintrittsbedingungen repräsentiert. Der minimale Druckverlustkoeffizient bei niedrigen Geschwindigkeiten Y_{Min} ist wie folgt definiert,

$$Y_{Min} = 2 \cdot P \cdot \frac{\sigma}{\cos \alpha_{2,DLS}}. \quad (5-4)$$

Hierbei ist P der Parameter für den Totaldruckverlustkoeffizienten und $\alpha_{2,DLS}$ der Designabströmwinkel bei niedrigen Geschwindigkeiten. Für detailliertere Informationen zu den implementierten Korrelationen für die Sekundärströmungsverluste und Seitenwandphänomene sei auf die Arbeit von Mönig et al. [46] verwiesen.

Der finale Totaldruckverlustkoeffizient kann nun noch mit einem in der Eingabedatei zu spezifizierenden Faktor auf Basis des initialen Totaldruckverlustkoeffizienten bestimmt werden, so dass gilt

$$Y_{t,Final} = Y_t(1 + F). \quad (5-5)$$

In Bild 5-2 ist der grundlegende geometrische Aufbau und die verwendete Bezeichnung der diversen Winkel definiert.

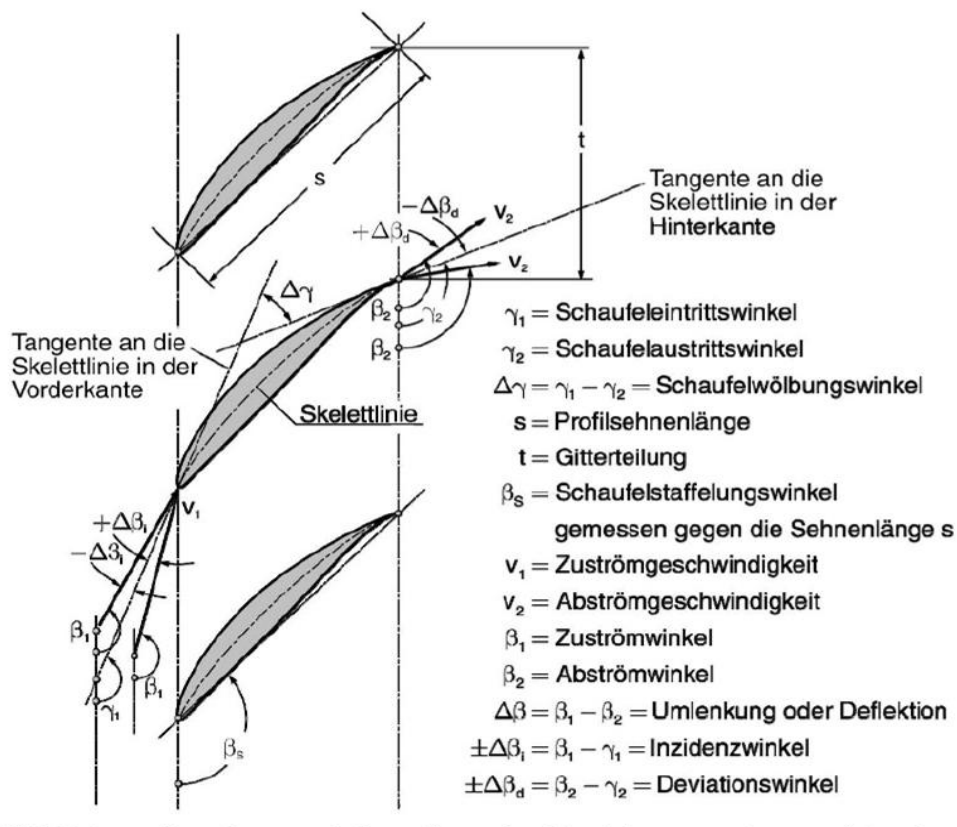


Bild 5-2: Geometrischer Aufbau und Definition der verwendeten Bezeichnungen, Bräunling [8]

5.1.3 Kalibrierung

Die Ergebnisse von Stromlinienkrümmungsverfahren basieren auf halb-empirischen Verlustkorrelationen. Diese wurden zwar in immer größerer Detailtiefe untersucht, siehe Benra [4], Wei [73] und Yamagami et al. [78], sind aber dennoch weiterhin mit Unsicherheiten verbunden. Daher ist auch heutzutage die Kalibrierung dieser Verlustmodelle auf Basis von realen Messdaten notwendig. So zeigen Stoff und Ebener [62] das Potential, das bereits einfache Kalibrierungsansätze haben, wenn genügend Messwerte zwischen den einzelnen Stufen zur Verfügung stehen.

Das Ziel der hier vorgestellten Kalibrierung ist die Anpassung des SKV für den Verdichter an die konsolidierten, flottenrepräsentativen Messwerte der thermodynamischen Auswertung, beschrieben im Kapitel „Datenaufbereitung“. Diese Messwerte sind frei von alterungsbedingten Effekten und entsprechen im Auslegungspunkt den Erfahrungen der Flottenstatistik.

Die grundlegende Problematik ist, dass nur die Ein- und Austrittszustände des Verdichters messtechnisch erfasst werden. Aus diesem Grund erfolgt eine Kalibrierung des SKV nur für die Hauptparameter des Verdichters, nämlich den isentropen Verdichterwirkungsgrad und den Verdichtereintrittsmassenstrom, die auf Basis der Ein- und Ausgangsgrößen bestimmbar sind. Alle für das SKV benötigten Eingabegrößen sind im verwendeten Messdatensatz vorhanden oder werden konstant gehalten, siehe Kapitel 5.1.1 „Verwendetes Modell“. Eine Einprägung weiterer Modellannahmen in das SKV kann also ausgeschlossen werden.

5.1.3.1 Zielfunktion

Das Ziel der Kalibrierung ist die Bestimmung der idealen Konfiguration der implementierten Verlustmodelle, welche zu einem Abgleich von Messwerten und Modellrechnung führt. Für die Kalibrierung des SKV Verdichter wird der Ansatz variabler Kalibrierungsparameter über den relevanten Betriebsbereich gewählt. Dies hat den Vorteil, dass das SKV mit einem geringen Satz an modifizierbaren Verlustkorrelationen ausreichend kalibriert werden kann. Der Nachteil dieses Ansatzes ist, dass die direkte Beeinflussung der Charakteristiken der Verlustkorrelationen zu unplausiblen Verläufen im relevanten Lastbereich führen kann. Für die Kalibrierung des SKV Verdichter wurden folgende Kalibrierungsparameter ausgewählt:

- Totalverlust Y_t ,
- Abströmwinkel α .

Um die Abhängigkeiten zwischen diesen beiden Parametern zu verdeutlichen, wird in Bild 5-3 der prinzipielle Zusammenhang zwischen Inzidenz, Deviation und Verlustbeiwert dargestellt.

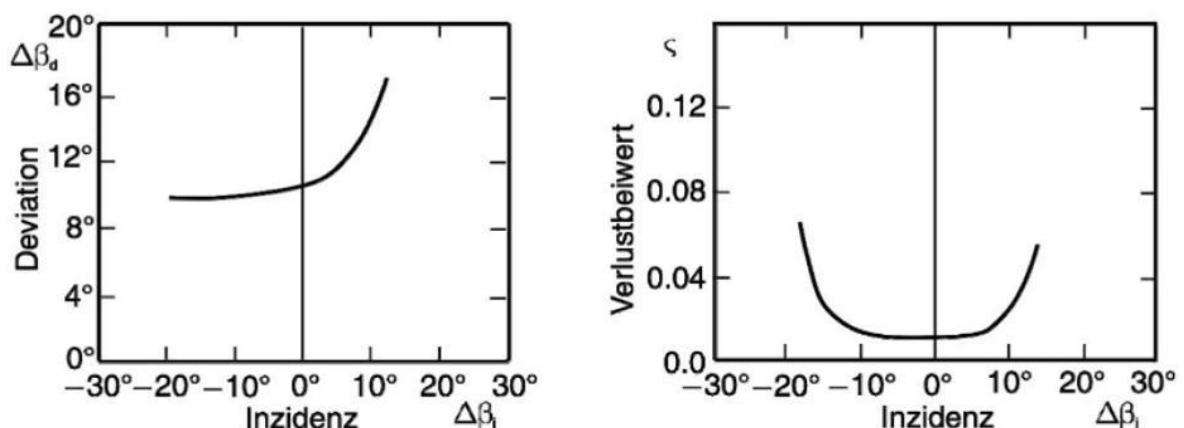


Bild 5-3: Prinzipielle Darstellung von Profilverlusten und Abströmwinkeln [8]

Die verwendeten Kalibrierungsparameter können direkt in der Eingabedatei für das SKV Verdichter formuliert werden, so dass umfangreiche Eingriffe in den Quellcode vermieden werden. Die identifizierten Kalibrierungsparameter werden global für alle Schaufelreihen kalibriert. Sie werden als lineare Funktionen der reduzierten Drehzahl n_V^* , der Leitschaufelverstellung LSV und des reduzierten Verdichterdruckverhältnisses Π_V^* formuliert. In Summe stehen daher zwei Kalibrierungsparameter

$$\Delta Y_t = F_{\zeta,1} \cdot n_V^* + F_{\zeta,2} \cdot LSV_V^* + F_{\zeta,3} \cdot \Pi_V^* + F_{\zeta,4}, \quad (5-6)$$

$$\Delta \alpha = F_{\zeta,5} \cdot n_V^* + F_{\zeta,6} \cdot LSV_V^* + F_{\zeta,7} \cdot \Pi_V^* + F_{\zeta,8} \quad (5-7)$$

mit jeweils vier Freiheitsgraden für die Kalibrierung des SKV Verdichter zur Verfügung. Die Verlustkorrelationen sind bewusst nur in linearer Abhängigkeit modelliert, da diese Korrekturfunktionen auch für die Extrapolation der Komponentencharakteristik über den durch Messdaten abgedeckten Betriebsbereich hinaus verwendet werden sollen. Funktionen höherer Ordnung würden hier zu unerwünschtem und nur schwer kontrollierbarem Verhalten führen oder würden umfangreiche Einschränkungen des Lösungsraumes erfordern. Hochkomplexe Korrekturfunktionen, wie von Stoff und Ebener [62] vorgestellt, erhöhen zwar die Präzision für den messtechnisch erfassten Bereich, machen eine sinnvolle Extrapolation aber nahezu unmöglich.

Die Kalibrierungsparameter F_ζ werden für die Formulierung der Zielfunktion im Zeilenvektor F_ζ^- zusammengefasst. Zusätzlich zu dem Absolutwert der Kalibrierungsparameter werden für die Kalibrierung auch noch die erwarteten Varianzen der Parameter benötigt. Sie werden in der Systemkovarianzmatrix P^- zusammengeführt. Folglich gilt unter Annahme einer Normalverteilung

$$f_{F_\zeta} \sim N(\hat{F}_\zeta^-, P^-). \quad (5-8)$$

Unter Verwendung von im Betriebspunkt linearisierten numerischen Ersatzmodellen für den Verdichterwirkungsgrad G_V (η_{VS}) und für den Verdichtereintrittsmassenstrom G_M (\dot{m}_{Vl}) kann eine Beziehung zwischen den Kalibrierungsparametern und dem gemessenen Verdichterwirkungsgrad, bzw. dem gemessenen Verdichtereintrittsmassenstrom, hergestellt werden. Hierbei muss die Varianz der Messwerte berücksichtigt werden, so dass gilt

$$\eta_{VS} = G_V \cdot F_\zeta + v_V \quad E[v_V v_V^T] = S_V, \quad (5-9)$$

$$\dot{m}_{VI} = G_M \cdot F_\zeta + v_M \quad E[v_M v_M^T] = S_M. \quad (5-10)$$

Da zwei Zielgrößen mittels zweier Parameter kalibriert werden sollen, müssen insgesamt vier numerische Ersatzmodelle generiert werden. Für die gemeinsame Optimierung werden die Zielgrößen der Kalibrierung in einem Vektor zusammengefasst. Weiterhin werden die vier numerischen Ersatzmodelle im gemeinsamen numerischen Ersatzmodell G zusammengefasst. Die Messunsicherheiten beider Performancegrößen werden in der gemeinsamen Kovarianzmatrix S zusammengefasst, so dass

$$Perf. = \begin{bmatrix} \eta_{VS} \\ \dot{m}_{VI} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_V \\ G_M \end{bmatrix} \cdot F_\zeta + \begin{bmatrix} v_V \\ v_M \end{bmatrix}, \quad E \left[\begin{bmatrix} v_V \\ v_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_V \\ v_M \end{bmatrix}^T \right] = S \quad (5-11)$$

gilt und auf diese Weise eine vektorielle Pareto-Optimierung erreicht wird. Die Bestimmung der Varianzen der für die Kalibrierung relevanten Messwerte wurde in Kapitel 3.2.1 beschrieben. Die Kombination der Gleichungen (5-8) und (5-11) führt zu der Dichtefunktion

$$f_{Perf} \sim N(\hat{GF}_\zeta^-, GP^- G^T + S) \quad (5-12)$$

für die Performanceparameter. Ausgehend von Gleichung (5-12) kann die Dichtefunktion der Performanceparameter bei gegebenen Kalibrierungsparametern ermittelt werden zu

$$f_{Perf|F_\zeta} \sim N(GF_\zeta, S). \quad (5-13)$$

Durch Anwendung des Satzes von Bayes kann nun die Dichtefunktion für die Kalibrierungsparameter

$$f_{F_\zeta|Perf} = \frac{f_{Perf|F_\zeta} f_{F_\zeta}}{f_{Perf}} \quad (5-14)$$

auf Basis der gemessenen Performanceparameter berechnet werden. Die Ausformulierung von Gleichung (5-14) führt zu nachfolgendem Term:

$$f_{F_\zeta|Perf} = \frac{[N(GF_\zeta, S)] [N(\hat{F}_\zeta^-, P^-)]}{[N(\hat{GF}_\zeta^-, GP^- G^T + S)]}. \quad (5-15)$$

Die Auflösung der Gleichung, entsprechend Brown und Hwang [10], führt zu den folgenden Ergebnissen für den Mittelwert

$$F_{\zeta} = \hat{F}_{\zeta}^{-} + P^{-} G^T \cdot (G P^{-} G^T + S)^{-1} \cdot (Perf - G \hat{F}_{\zeta}^{-}) \quad (5-16)$$

und die Varianz der Verteilungsfunktion

$$P = \left[(P^{-})^{-1} + G^T S^{-1} G \right]^{-1} \quad (5-17)$$

bei gegebenen Performancemessungen. Die für die Kalibrierung notwendige Änderung der Kalibrierungsparameter, Vektor F_{ζ} , ergibt sich ausgehend von Gleichung (5-16) zu

$$\Delta F_{\zeta} = P^{-} G_T^T \cdot (G_T P^{-} G_T^T + S)^{-1} \Delta Perf. \quad (5-18)$$

Da im Laufe dieser Iterationen die Varianzen in der Matrix P reduziert werden, verringert sich auch die Mobilität der Kalibrierungsparameter. Um für jeden Iterationsschritt eine minimale Mobilität zu gewährleisten, gilt nach jedem Iterationsschritt

$$P = P + F_P \cdot P_0^{-}. \quad (5-19)$$

Weiterhin kann es notwendig sein, einen Relaxationsfaktor bei der Bestimmung der Kalibrierungsparameter zu berücksichtigen, so dass gilt

$$\Delta F_{\zeta} = F_{REL} \cdot \Delta F_{\zeta}. \quad (5-20)$$

Die Formulierung der Zielfunktion für die Kalibrierung ist nun so gestaltet, dass sowohl den unterschiedlichen Messunsicherheiten der thermodynamischen Auswertungen aus den verschiedenen Betriebszuständen Rechnung getragen wird, als auch eine Gewichtung der zu kalibrierenden Parameter ermöglicht wird. Insbesondere der Gewichtung der zu kalibrierenden Parameter durch die Systemkovarianzmatrix P^{-} kommt eine entscheidende Bedeutung zu, da die Kalibrierung Verlustparameter erfasst, für die keine direkten Messwerte zur Absicherung der Ergebnisse vorliegen. Die Zielfunktion aus Gleichung (5-18) ermöglicht die Gewichtung der Kalibrierungsparameter anhand des Erfahrungsschatzes des Ingenieurs, siehe Gleichung (5-8), und stellt den ersten Schritt für eine plausible Kalibrierung des SKV

Verdichter dar. Generell erfordern die bei der notwendigen Linearisierung des SKV auftretenden Abweichungen und die optionale Einbindung von Randbedingungen einen iterativen Prozess zur Erreichung des gesuchten Optimums.

Die Lösung der Zielfunktion erfolgt in Matlab unter Verwendung eines Trust-Region Verfahrens, The MathWorks [64]. Diese Verfahren ermöglichen die Berechnung eines lokalen Minimums. Die Suche nach einem globalen Minimum ist in diesem Fall nicht erstrebenswert, da eine nach Möglichkeit nur geringe Modifikation der bestehenden Kalibrierungsparameter angestrebt wird. Dies erfolgt in der Annahme, dass die vorhandene Grundkonfiguration schon sehr nahe am gesuchten Optimum liegt. Dieses Vorgehen ermöglicht daher eine einfachere Implementierung der Kalibrierungsergebnisse in die auf dem SKV Verdichter basierenden Prozesse. Dies erhöht die Konsistenz der erzielten Ergebnisse in den nachfolgenden Berechnungsschritten, zum Beispiel für die Schaufellebensdauerberechnungen.

5.1.3.2 Numerisches Ersatzmodell

Die Grundlage jeder Optimierung ist die Kenntnis über das Verhalten des zu optimierenden Systems, hier das SKV Verdichter, in Bezug auf die zu kalibrierenden Parameter des Modells. Die mathematische Abbildung des Systemverhaltens wird in der Optimierung als numerisches Ersatzmodell bezeichnet.

Das numerische Ersatzmodell wird in diesem Beispiel durch Variationsrechnung in dem für die Kalibrierung relevanten Bereich generiert. Die Erstreckung des relevanten Bereichs wird auf Basis des durch die Betriebsmessdaten abgedeckten Lastbereichs im n_V^* - Π_V^* -LSV-Raum definiert. Dieser Raum wird nun automatisiert in 90 Rasterpunkte unterteilt, wobei die Rasterung in n_V^* -Richtung in fünf Teilschritten, in Π_V^* -Richtung in drei Teilschritten und in LSV-Richtung in sechs Teilschritten erfolgt. Die reduzierte Rasterung in Π_V^* -Richtung ist auf die nur geringe Abweichung der Daten von der Fahrlinie auf Grund der geringen Schwankungen in der Turbineneintrittstemperatur zurückzuführen.

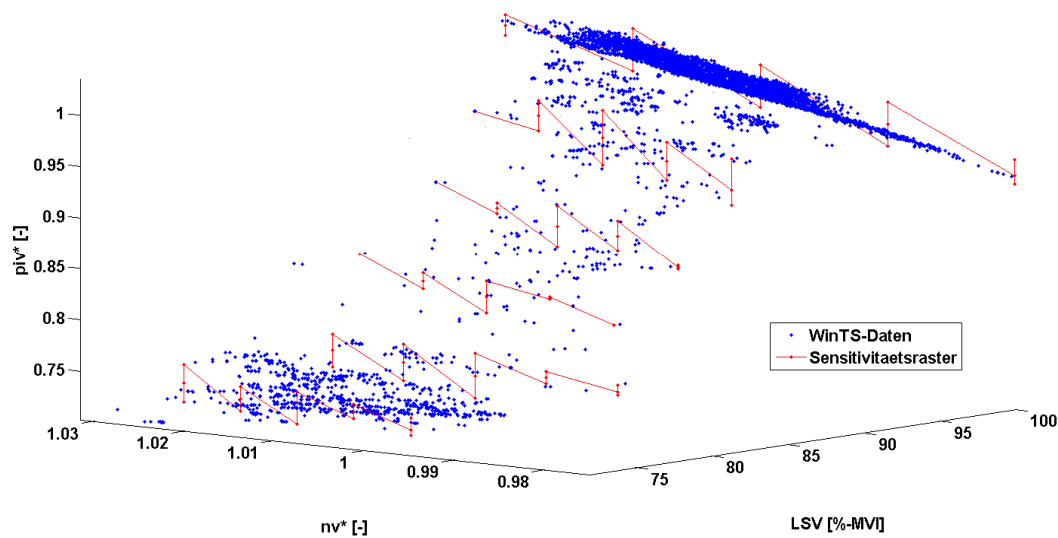


Bild 5-4: Rasterung der WinTS-Daten für die Erstellung des NEM

Für jeden der 90 Rasterpunkte werden nun die benötigten Umgebungsbedingungen (p_{AMB} , T_{AMB} , relative Feuchte φ), das Druckverhältnis Π_V , der Verdichtereintrittsmassenstrom \dot{m}_{VT} und der Winkel der LSV auf Basis des vorhandenen Datensatzes vorgegeben. Die Werte für \dot{m}_{VT} und Π_V werden über polynomische Ersatzmodelle interpoliert, während die Kombination der Umgebungsgrößen T_{AMB} und φ so gewählt wird, dass das jeweils benötigte n_V^* realisiert werden kann. Das SKV Verdichter nutzt den angegebenen Verdichtereintrittsmassenstrom als Startwert, um den SKV-basierten Verdichtereintrittsmassenstrom zu bestimmen, welcher sich aus der Kombination von n_V^* -Kennlinie, LSV-Position und vorgegebenem Druckverhältnis ergibt. Insbesondere bei hohen n_V^* -Werten stehen die n_V^* -Kennlinien sehr steil, so dass ausgehend vom vorgegebenen Startwert für den \dot{m}_{VT} teilweise keine Berechnung des korrekten Betriebspunktes mehr möglich ist. In diesem Fall wird eine Fehlermeldung ausgegeben. Das entwickelte Programm zur Bestimmung des NEM erkennt diese Fehlermeldungen und passt den vorgegebenen \dot{m}_{VT} iterativ bis zu einer Genauigkeit von $1E-04$ an. Wenn keine konvergierte Lösung erzielt wurde, wird die Berechnung dieses Rasterpunktes abgebrochen.

Falls eine voll konvergierte Berechnung des Rasterpunktes möglich war, wird im nächsten Schritt die Sensitivitätsanalyse automatisiert durchgeführt. Hierfür werden die beiden Kalibrierungsparameter $\Delta\alpha$ und Y_t sowohl in positiver als auch in negativer Richtung variiert und korrespondierende Änderungen der Zielgrößen \dot{m}_{VT} und η_{VS} aufgezeichnet. Die Größe

des Linearisierungsintervalls richtet sich nach den Unsicherheiten, welche den Kalibrierungsparametern in der Matrix P zugeordnet sind, siehe Gleichungen (5-8), (5-17) und (5-19).

Für den Fall, dass bereits die initialen Varianzen durch den Nutzer sehr klein gewählt wurden, ist eine Mindestintervallgröße für die Linearisierung hinterlegt, um Rechenfehler aufgrund von Rundungsungenauigkeiten zu vermeiden. Im Gegenzug führen sehr große Unsicherheiten zu großen Linearisierungsintervallen, welche die Konvergenzrate der SKV-Kalibrierung negativ beeinflussen. Die Varianzen der Kalibrierungsparameter sollten daher mit Bedacht gewählt werden.

Das SAS wird im SKV Verdichter als fixer prozentualer Massenstromanteil modelliert, siehe Kapitel 5.1.1. Die Modellierung des SAS für das SKV Turbine ist deutlich aufwändiger, siehe 5.2.1, und sollte sich in der Umsetzung am Ergebnis des kalibrierten SKV Verdichter orientieren. Aus diesem Grund ist es bereits im Schritt der Kalibrierung des SKV Verdichter sinnvoll, ein zusätzliches numerisches Ersatzmodell für das SAS zu erstellen, welches dann direkt in die Kalibrierung des SKV Turbine eingebunden werden kann. Die Informationen, die dieses Modell liefern können muss, betreffen insbesondere die Entnahmetemperaturen als Funktion von reduzierter Drehzahl n_v^* und reduziertem Verdichterdruckverhältnis Π_v^* . Ein solches Modell ist implementiert und wird in folgender Form

$$T_{SAS} = G_{SAS}(n_v^*, \Pi_v^*, LSV) \quad (5-21)$$

für die fünf relevanten Entnahmestellen realisiert. Nach Abschluss der Sensitivitätsanalysen kann das NEM erstellt werden. Hierbei dürfen die ermittelten Sensitivitäten für die zu optimierenden Parameter Abströmwinkelkorrektur $\Delta\alpha$ und Totaldruckverlustkorrektur ΔY_t nicht direkt in das numerische Ersatzmodell implementiert werden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass diese beiden Parameter in der Zielfunktion als lineare Funktionen mit jeweils vier beeinflussenden Faktoren beschrieben werden, siehe Gleichungen (5-6) und (5-7), so dass die Sensitivität des einzelnen Parameters auf diese vier zu optimierenden Parameter aufgeteilt werden muss. Die Berechnung dieser faktorspezifischen Sensitivitäten erfolgt entsprechend den Gleichungen (5-22) und (5-23):

$$i = 1 - 4, \quad \frac{\partial \eta_{VS}}{\partial F_{\zeta,i}} = \frac{\partial \Delta \alpha}{\partial F_{\zeta,i}} \frac{\partial \eta_{VS}}{\partial \Delta \alpha}, \quad (5-22)$$

$$i = 5 - 8, \quad \frac{\partial \eta_{VS}}{\partial F_{\zeta,i}} = \frac{\partial \Delta Y_t}{\partial F_{\zeta,i}} \frac{\partial \eta_{VS}}{\partial \Delta Y_t},$$

$$i = i - 4, \quad \frac{\partial \dot{m}_{VI}}{\partial F_{\zeta,i}} = \frac{\partial \Delta \alpha}{\partial F_{\zeta,i}} \frac{\partial \dot{m}_{VI}}{\partial \Delta \alpha}, \quad (5-23)$$

$$i = i - 4, \quad \frac{\partial \dot{m}_{VI}}{\partial F_{\zeta,i}} = \frac{\partial \Delta Y_t}{\partial F_{\zeta,i}} \frac{\partial \dot{m}_{VI}}{\partial \Delta Y_t}.$$

Die Übertragung des Verhaltens des SKV Verdichter im Hinblick auf die Sensitivitäten bezüglich η_{VS} und \dot{m}_{VI} auf die linearen Komponenten der Kalibrierungsparameter für die weit über tausend Messpunkte erfolgt unter Verwendung polynombasierter Antwortflächen, die mittels Least-Squares Optimierungen an die ermittelten Sensitivitäten angepasst werden.

Zur Beschreibung der vier Antwortflächen werden jeweils 22 Koeffizienten verwendet. Die Belegung der Matrizen für die Beschreibung des Systemverhaltens, siehe Gleichung (5-11), kann so mit einem minimalen Satz von Ersatzmodellen unter Anwendung von Gleichungen (5-22) und (5-23) erfolgen. In Bild 5-5 sind die Residuen der numerischen Ersatzmodelle als prozentuale Abweichung zwischen Antwortfläche und Eingangswert sowohl für die beiden Performanceparameter (\dot{m}_{VI} , η_{VS}) als auch für die Kalibrierungsparameter ($\Delta \alpha$, Y_t) dargestellt. Auffällig hierbei ist, dass die Präzision des NEM \dot{m}_{VI} deutlich über der des NEM η_{VS} liegt, wie an der deutlich geringeren Streubreite der Residuen zu erkennen ist.

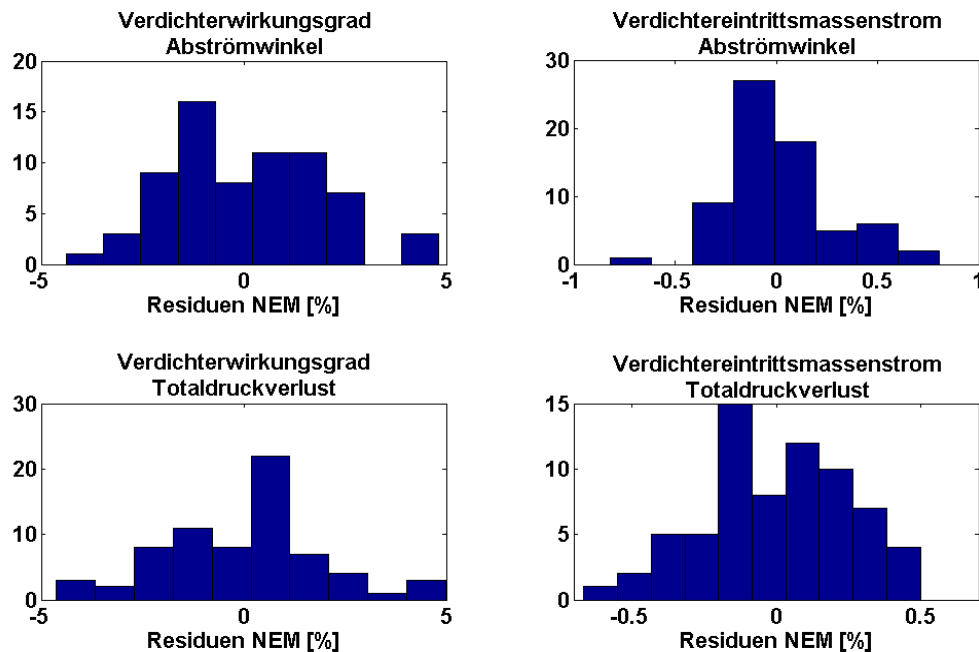


Bild 5-5: Residuen der vier verwendeten NEM für die Kalibrierung

Um die Ursache für die unterschiedliche Anpassung zu untersuchen, werden die ermittelten Gradienten für den Abströmwinkel in Bezug auf den Verdichtereintrittsmassenstrom und den Verdichterwirkungsgrad in Bild 5-6 dargestellt.

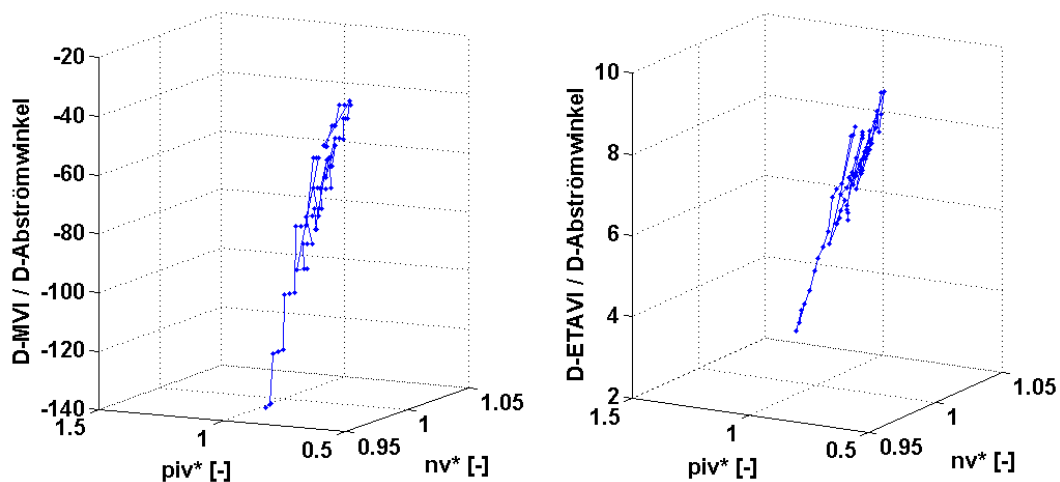


Bild 5-6: Quervergleich der Gradienten für Massenstrom und Wirkungsgrad

Ausgehend von Bild 5-6 zeigt sich ein qualitativ ähnlicher Verlauf für die ermittelten Sensitivitäten, jedoch reagiert der Massenstrom deutlich sensibler auf Änderungen des Abströmwinkels, was bei ähnlicher absoluter Abweichung zwischen Messwert und

Antwortfläche in beiden Fällen die reduzierten prozentualen Residuen für das NEM Verdichtereintrittsmassenstrom erklärt.

Anhand der ermittelten Antwortflächen werden nun die Sensitivitäten für die realen Messwerte innerhalb des Sensitivitätsrasters interpoliert. So können die benötigten Sensitivitäten mit einem vergleichsweise geringen Rechenumfang für alle Messwerte bestimmt werden. Dieses Vorgehen erhöht somit die Geschwindigkeit des Kalibrierungsprozesses deutlich. Nach Bestimmung der Systemmatrix G auf Basis des numerischen Ersatzmodells, repräsentiert durch die Antwortflächen, kann die Lösung der Gleichung (5-18) bestimmt werden.

5.1.3.3 Randbedingungen

Die Verwendung von Randbedingungen im Rahmen von Optimierungen ist ein wesentlicher Aspekt, der von numerisch optimalen zu physikalisch idealen Ergebnissen führt. Das hier präsentierte Verfahren für die Optimierung ist in der Lage, eine beliebige Anzahl von Randbedingungen zu berücksichtigen. Dies können direkte Randbedingungen, also die Limitierung der linearen Komponenten der Kalibrierungsparameter, als auch eine Limitierung der Kalibrierungsparameter für bestimmte Betriebspunkte sein. Eine Implementierung von indirekten Randbedingungen, wie zum Beispiel Limitierungen für die Verdichteraustrittstemperatur, den Stufenwirkungsgrad oder die Minderumlenkung in einzelnen Stufen, ist ebenfalls vorgesehen, benötigt jedoch weitere NEM, welche die Kalibrierungsparameter mit den limitierten indirekten Größen korrelieren. Die Implementierung von Randbedingungen in den Optimierungsprozess erfolgt über eine iterative Lösung von Gleichung (5-18) und die schrittweise Reduktion der entsprechenden Varianzen in der Systemkovarianzmatrix P^* .

Im Falle der Kalibrierung des SKV Verdichter ist die Berücksichtigung von Randbedingungen während der Optimierung jedoch nicht notwendig, so dass für weitere Informationen auf die Implementierung von Randbedingungen für die Optimierung des SKV Turbine verwiesen sei, siehe Kapitel 5.2.3.3. Hier erfolgt eine detaillierte Beschreibung des Vorgehens für die Berücksichtigung von Randbedingungen sowohl für direkte als auch für indirekte Randbedingungen.

5.1.3.4 Zusammenfassung Kalibrierung

Nachdem in den vorangegangenen Kapiteln die Details der Zielfunktion für die Kalibrierung, das verwendete numerische Ersatzmodell, die Rasterung des Datensatzes und die Handhabung

der Randbedingungen diskutiert wurden, soll in diesem Kapitel eine Gesamtübersicht über den Kalibrierungsprozess für das SKV Verdichter gegeben werden. In Bild 5-7 ist der Kalibrierungsprozess schematisch dargestellt.

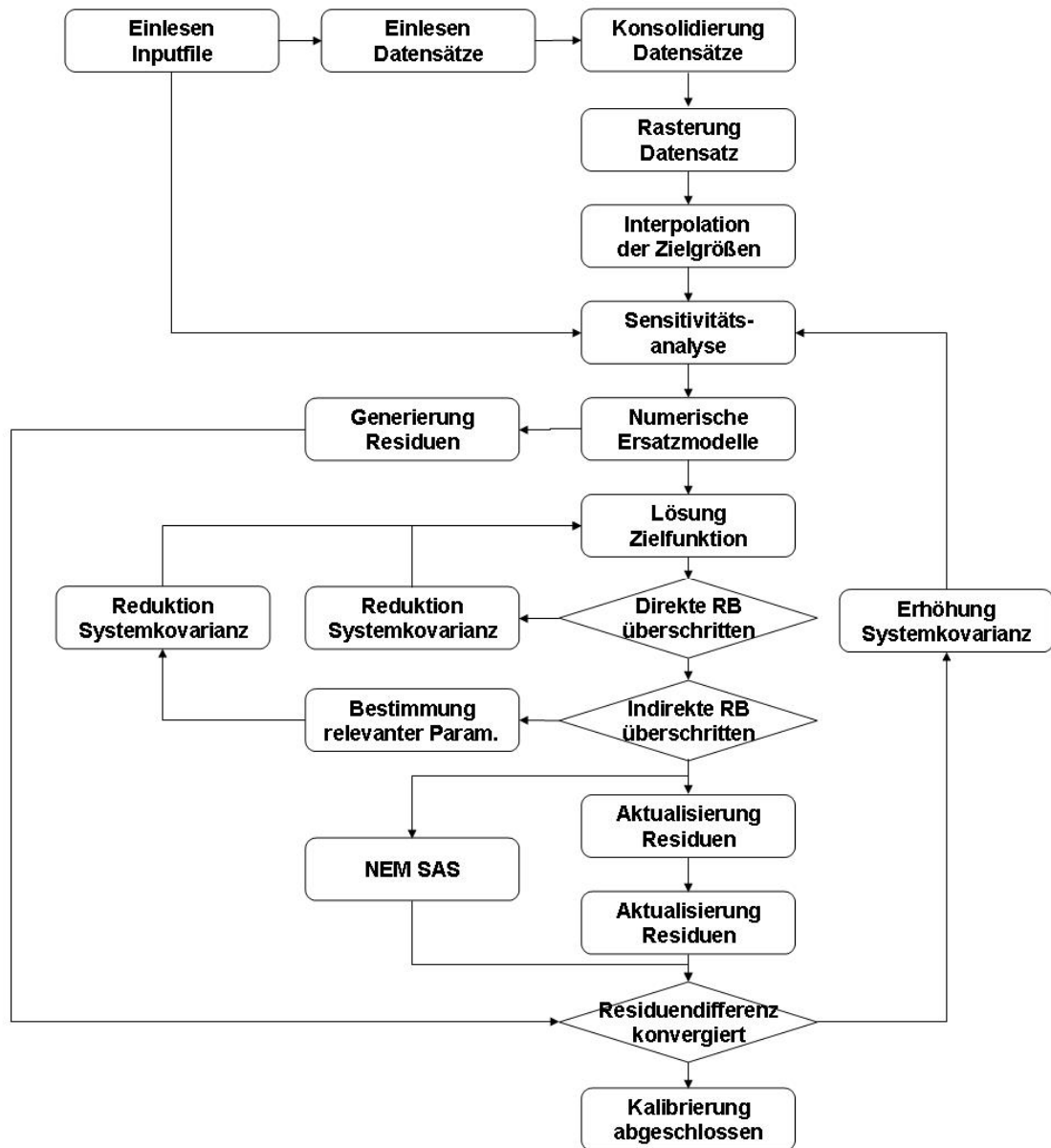


Bild 5-7: Flussdiagramm der Kalibrierung für das SKV Verdichter

Der erste wichtige Schritt, die Konsolidierung des Datensatzes, wurde in Kapitel 4.4.2 erläutert und dient der Zusammenfassung der unterschiedlichen Datensätze zu einem Gesamtdatensatz. Dieser wird nun gerastert und die Zielgrößen, bestehend aus \dot{m}_{v1} und Π_V , mittels polynomischer Ersatzmodelle interpoliert, siehe Kapitel 5.1.3.2. Neben den

aufbereiteten Betriebsmessdaten, welche in definierten Excel-Tabellen gespeichert sind, ist die Eingabedatei der wichtigste Eingangsparameter.

In dieser Eingabedatei werden die folgenden Informationen bereitgestellt:

- Auswahl der Parameter, die für die Kalibrierung zur Verfügung stehen,
- Startwerte für die zu kalibrierenden Parameter,
- 95%-Konfidenzintervall der zu kalibrierenden Parameter,
- Absolute Randbedingungen für die minimale und die maximale Auslenkung der zu kalibrierenden Parameter.

Weiterhin kann neben der in Kapitel 5.1.3.1 erläuterten Zielfunktion auch eine Zielfunktion ohne lineare Ausgestaltung der Kalibrierungsparameter mit zwei Freiheitsgraden verwendet werden. Da die Ergebnisse dieser Zielfunktion jedoch ungenügend waren, wird auf eine detaillierte Beschreibung dieses Ansatzes verzichtet.

Im Rahmen der Sensitivitätsanalyse, beschrieben in Kapitel 5.1.3.2, wird ein numerisches Modell des SKV Verdichter erzeugt, mit dem sowohl die Vorhersage der Komponentencharakteristiken η_{VS} und \dot{m}_{VI} , als auch die Beschreibung des Verhaltens bei Modifikation der Kalibrierungsparameter möglich ist. Mit diesem numerischen Ersatzmodell können die initialen Residuen des unkalibrierten SKV Verdichter bestimmt werden. Im nachfolgenden Schritt wird mit Hilfe des numerischen Ersatzmodells die Systemmatrix G , siehe Gl. (5-9) und (5-10), erstellt, so dass die Lösung der Zielfunktion möglich ist. Falls direkte oder indirekte Randbedingungen berücksichtigt werden sollen, werden diese nach Lösung der Zielfunktion auf Relevanz überprüft und eventuell eine schrittweise Korrektur der Systemkovarianz P vorgenommen, bis keine der Randbedingungen mehr verletzt ist. Da beide Formen der Randbedingung für die Kalibrierung des SKV Verdichter nicht benötigt wurden, sei für eine detaillierte Beschreibung auf das Kapitel 5.2.3.3 verwiesen.

Nach Lösung der Zielfunktion werden die neuen Kalibrierungsparameter berechnet und es erfolgt im Betriebspunkt des ersten Rasterpunktes eine schrittweise Umstellung auf die neuen Kalibrierungsparameter. Dies ist notwendig, da je nach Stärke der Modifikation der Kalibrierungsparameter das Konvergenzverhalten des SKV Verdichter negativ beeinflusst werden kann. Wenn die volle Ausprägung der Änderung der Kalibrierungsparameter erreicht wurde, werden erneut alle Rasterpunkte mit dem nun modifizierten SKV Verdichter berechnet. Hierbei erfolgt keine erneute Sensitivitätsanalyse. Diese Nachrechnung dient

einzig dazu, den Einfluss der Kalibrierungsparametervariation auf die Zielgrößen zu erfassen und in einem neu adaptierten numerischen Ersatzmodell zu beschreiben. Mit diesem Modell können nun die neuen Residuen berechnet werden. Die Konvergenz der Kalibrierung wird erreicht, wenn die Änderung der Residuen innerhalb eines Iterationsschrittes unterhalb eines definierten Schwellwertes liegt. Dies wird üblicherweise nach 10-15 Iterationsschritten erreicht.

Neben diesen für die Residuenbestimmung relevanten NEM wird noch ein weiteres NEM auf Basis des modifizierten SKV erstellt. Dieses zweite NEM dient der Modellierung des Sekundärluftsystems des Verdichters, stellt also Entnahmemassenströme, Entnahmedrücke und die zugehörigen Temperaturen an den verschiedenen Entnahmestellen als Funktion des Betriebspunktes bereit. Dieses Modell ist für die Kalibrierung des SKV Verdichter von untergeordneter Bedeutung. Es wird vor allem für die in den nachfolgenden Kapiteln beschriebene Kalibrierung des SKV Turbine benötigt.

Zu Beginn jeder neuen Sensitivitätsanalyse wird die Kovarianzmatrix P des Systems um einen definierten Betrag erhöht. Dies stellt eine ausreichende Mobilität der Kalibrierungsparameter sicher, auch wenn deren Varianz im vorangegangenen Iterationsschritt aufgrund von Limitierungen stark reduziert wurde. Ein weiterer wichtiger Aspekt für die Anhebung der Systemkovarianz ist die Berechnung der Schrittweite der benötigten Linearisierung der einzelnen Parameter auf Basis der ihnen zugeordneten Varianzen. Eine zu niedrige Varianz würde zu Linearisierungsfehlern aufgrund von Rundungsfehlern führen und könnte unplausible Ergebnisse hervorrufen. Nach erfolgter Konvergenz der Residuen werden die finalen Koeffizienten zur Beschreibung der Kalibrierungsparameter sowie die Parameter für das NEM des SAS in einer Ergebnisdatei gespeichert.

5.1.4 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Kalibrierung präsentiert. Hierbei wird vor allem Wert auf die globale statistische Auswertung der Residuen gelegt. Weiterhin wird deren qualitative Verteilung dargestellt und interpretiert. Diese Analyse erfolgt in zwei Unterkapiteln. Im ersten Unterkapitel werden die Ergebnisse der Kalibrierung auf Basis des Gesamtdatensatzes und im zweiten Unterkapitel die Ergebnisse auf Basis eines reduzierten Grundlastdatensatzes dargestellt.

5.1.4.1 Grund- und Teillast

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Kalibrierung des SKV Verdichter für den gesamten generierten Datensatz, siehe Kapitel 4.4, dargestellt. Die Lösung der Zielfunktion, siehe Gleichung (5-18), zur Ermittlung der acht Tuningkoeffizienten für die Beschreibung der beiden Kalibrierungsparameter erfolgt in einem iterativen Prozess, siehe Bild 5-7. Die Iteration wird abgebrochen, wenn die Änderung der Residuen für \dot{m}_{vT} und η_{vS} nach einem Iterationsdurchlauf unter dem definierten Grenzwert liegt.

Die Kalibrierung wird mit den ursprünglichen Werten für $\Delta\alpha$ und Y_t gestartet, so dass die acht Tuningkoeffizienten initial zu Null gesetzt sind. In Bild 5-8 wird die Evolution der acht Tuningkoeffizienten über die insgesamt 15 Iterationsdurchläufe dargestellt. Auffällig ist die erste Auslenkung der Koeffizienten für die Beschreibung der Änderung des Totaldruckverlustes, dargestellt in Rot. Diese starke Auslenkung wird im Laufe der Iterationen für drei der vier Parameter deutlich reduziert. Bei Schritt 15 geht die Entwicklung der Koeffizienten in einen nahezu konstanten Verlauf über. Die Koeffizienten zur Beschreibung der Abströmwinkelkorrektur zeigen eine im Vergleich dazu deutlich reduzierte Auslenkung und weisen eine sehr kontinuierliche Entwicklung über die Iterationsschritte auf.

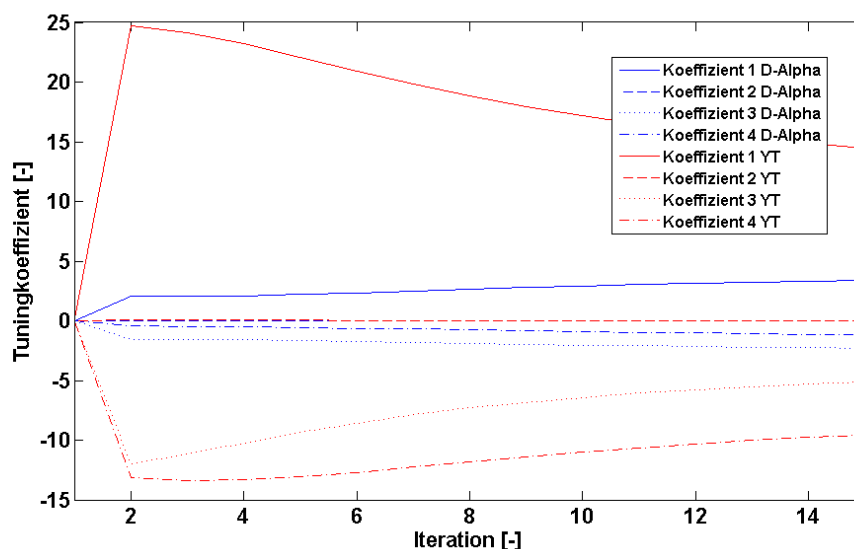


Bild 5-8: Evolution der acht Tuningkoeffizienten für $\Delta\alpha$ und Y_t

Es bleibt festzuhalten, dass die Tuningkoeffizienten aufgrund der gewählten Varianzen in der P-Matrix über eine ausreichende Mobilität verfügen und einer konvergenten Lösung harmonisch zustreben. Ausgehend von den ermittelten Tuningkoeffizienten erfolgt die

Bewertung der Ergebnisse für die neue Gestaltung von $\Delta\alpha$ und Y_t auf Basis der Änderung der Residuen der Zielgrößen. Die Residuen werden hierbei entsprechend Gleichung (5-24) und (5-25) berechnet:

$$\Delta\dot{m}_{VI} = \frac{\dot{m}_{VI,Kal.} - \dot{m}_{VI,Orig}}{\dot{m}_{VI,Orig}} \cdot 100, \quad (5-24)$$

$$\Delta\eta_{VS} = \frac{\eta_{VS,Kal.} - \eta_{VS,Orig}}{\eta_{VS,Orig}} \cdot 100. \quad (5-25)$$

Zur Darstellung der ermittelten Residuen werden diese in einem 4-dimensionalen Raum aufgespannt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden in Bild 5-9 die Residuen jeweils als zweidimensionale Projektion über der LSV und der reduzierten Verdichterdrehzahl aufgetragen.

Das verwendete SKV für die Modellierung des Verdichters erzielte bei Grundlast sehr geringe Abweichungen zu den ermittelten Messwerten. Bei einer Reduktion der LSV überschätzte das SKV den \dot{m}_{VI} zunehmend bis zu Abweichungen von $\sim 9\%$ bei geschlossener LSV. Die Streuung der schwarzen Punkte in Bild 5-9a bei geschlossener LSV ist auf den Einfluss der verschiedenen Feuerungstemperaturen und damit auf eine Variation des Druckverhältnisses zurückzuführen, welche vom SKV nicht korrekt wiedergegeben werden kann. Die roten Punkte in Bild 5-9a stellen den Zustand des SKV Verdichter nach erfolgter Kalibrierung dar und zeigen eine signifikante Verbesserung des Teillastverhaltens. So konnte zum einen der deutlich zu hohe Massenstrom des SKV Verdichter bei niedrigen LSV nahezu vollständig korrigiert werden, zum anderen ist die Auffächerung der Daten bei tiefer Teillast nahezu vollständig auskorrigiert. Die verbesserte Modellierung des Einflusses des Verdichterdruckverhältnisses auf den Massenstrom ist in erster Linie auf die Einbeziehung des Π_V^* in der Beschreibung der Tuningfaktoren, siehe Gleichungen (5-6) und (5-7), zurückzuführen. Das sehr gute Kalibrierungsergebnis bei tiefer Teillast, sowohl in Bezug auf die Leitschauelposition als auch in Bezug auf die Korrektur der Abweichungen in Π_V^* -Richtung, führt leider dazu, dass keine nennenswerte Reduzierung der Streuung der Residuen bei Grundlast erreicht werden konnte. So weisen beide Datensätze in Bild 5-9b den gleichen Trend über der reduzierten Drehzahl auf. Auch zeigt sich hier eine klar erkennbare Unterteilung des konsolidierten Datensatzes in die drei Einzeldatensätze, was beweist, dass die Korrektur in Π_V^* -Richtung bei Grundlast ungenügend ist.

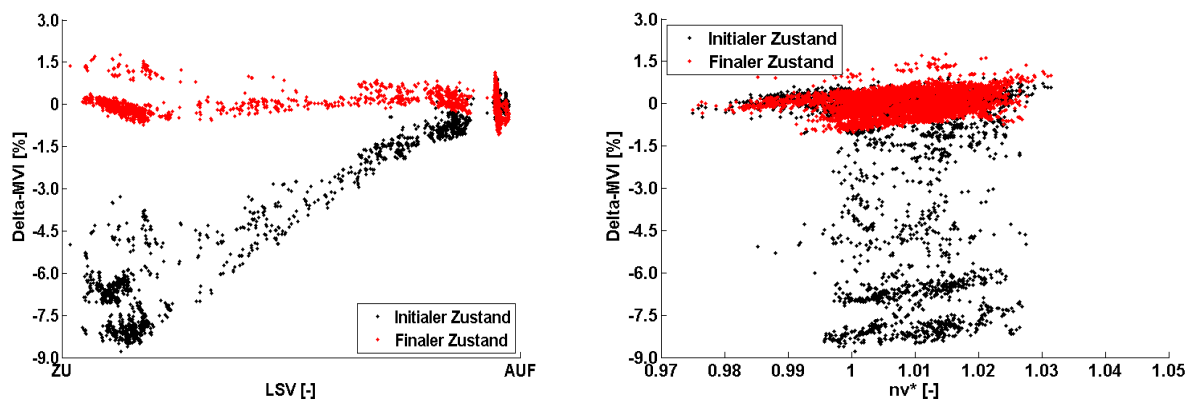


Bild 5-9a/b: Massenstromdifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten

Bei genauerer Betrachtung von Bild 5-9a zeigt sich, dass für einen der drei Datensätze auch bei tiefer Teillast eine Abweichung im Massenstrom besteht. Dies ist ein fragliches Ergebnis, da die Abweichung in Π_V^* für die anderen beiden Datensätze sehr gut korrigiert werden konnte. Da die Abweichung des Modells an den 90 Rasterpunkten bestimmt und dann mittels eines NEM auf den gesamten Datensatz erweitert wird, könnten also auch numerische Modellierungsfehler diese beobachteten Residuen generiert haben. Eine Überprüfung der Präzision des NEM für die Beschreibung der detektierten Abweichungen brachte jedoch keinen Anhaltspunkt für diese Vermutung. Wie in Kapitel 5.2.3.2 beschrieben, werden jedoch bereits die Rasterpunkte, an denen die Modellabweichungen bestimmt werden, aus Gründen der Zeiteffizienz mittels eines NEM innerhalb des Datensatzes interpoliert. Die detaillierte Darstellung der Residuen dieses NEM erfolgt in Bild 5-10.

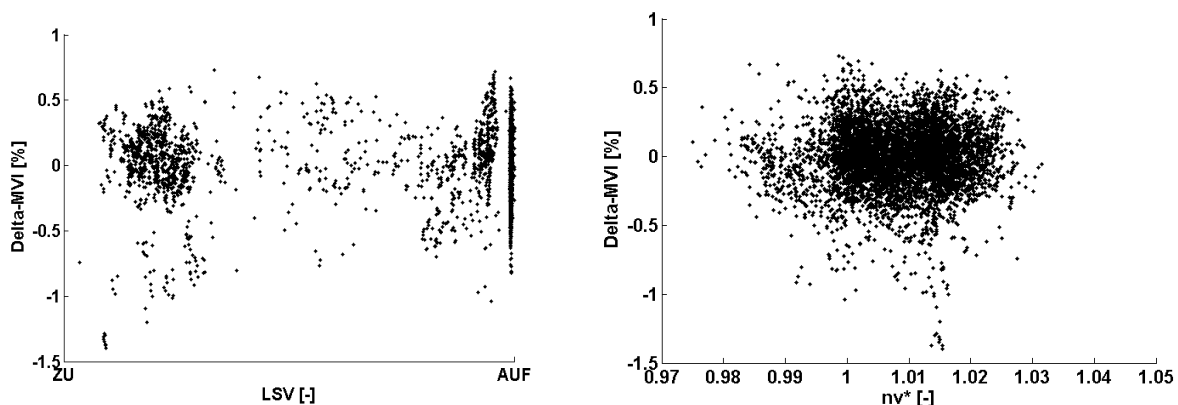


Bild 5-10a/b: Residuen des NEM für die Generierung der Rasterpunkte

Aus Bild 5-10 lassen sich zwei wichtige Informationen gewinnen. Die erste ist, dass das verwendete NEM über eine ausreichende Modellierung in n_V^* -Richtung verfügt, da keinerlei

Trend zu erkennen ist. Die verbleibende Streuung liegt mit 0.5% im Rahmen der Messunsicherheit. Die wichtigere Information ist jedoch, dass das verwendete NEM in tiefer Teillast nicht den kompletten Datensatz geschlossen beschreiben kann. Einer der drei Unterdatensätze kann nur mit einer Abweichung von bis 1.5% in tiefer Teillast beschrieben werden. Die Modellierung für den Parameter Π_V^* in dem verwendeten NEM scheint also ungenügend zu sein. Da die anderen beiden Datensätze, die ebenfalls in Π_V^* variieren, jedoch geschlossen beschrieben werden können, scheint hier eine leichte anlagenspezifische Abweichung vorhanden zu sein, welche die Variabilität des verwendeten NEM übersteigt. Wenn nun Bild 5-10a mit Bild 5-9a verglichen wird, zeigt sich, dass die in Bild 5-9a verbleibende Restabweichung des SKV Verdichter in tiefer Teillast nicht auf eine ungenügende Kalibrierung des SKV sondern auf eine unpräzise Vorgabe des zu erzielenden Massenstromes in tiefer Teillast zurück zu führen ist. Dies zeigt, wie wichtig die präzise Nachbildung der Messwerte ist.

Eine genauere Betrachtung von Bild 5-9b legt den Schluss nahe, dass die Grundlastresiduen im Rahmen der Kalibrierung angestiegen sind. Aus diesem Grund werden nun in Bild 5-11 nur die Grundlastresiduen über der reduzierten Drehzahl für den originalen und den kalibrierten Zustand des SKV Verdichter aufgetragen.

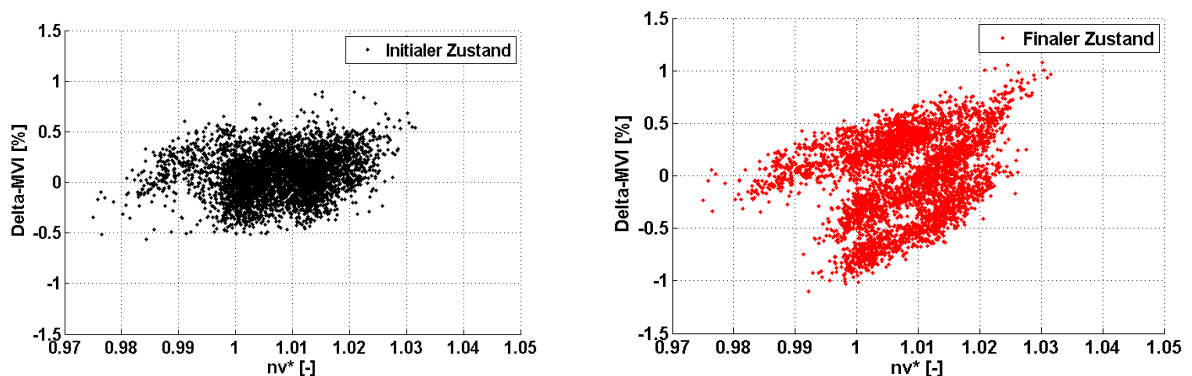


Bild 5-11a/b: Massenstromdifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast

Wie Bild 5-11a belegt, weist das SKV Verdichter in seinem initialen Zustand eine bereits sehr gute Beschreibung des Massenstromes bei Grundlast auf. Die vorhandene Streuung liegt in der Größenordnung des in Bild 5-10 dargestellten NEM und entspricht der Messunsicherheit für den Verdichtereintrittsmassenstrom. Einzig ein leichter Trend als Funktion der reduzierten Drehzahl ist zu erkennen. Das kalibrierte SKV Verdichter, dargestellt in Bild 5-11b, zeigt eine deutliche Zunahme der Streuung der Residuen bei Grundlast von 0.5% auf 1%. Hinzu kommt, dass die Residuen nun einen deutlichen Trend als Funktion der reduzierten Drehzahl

aufweisen. Es ist hier klar zu erkennen, dass die Residuen des konsolidierten Gesamtdatensatzes nun wieder den drei Eingangsdatensätzen zugeordnet werden können. Da diese Datensätze sich vor allem im Verdichterdruckverhältnis unterschieden bleibt festzuhalten, dass die sehr gute und deutliche Korrektur der Fehlmodellierung des SKV Verdichter für den Einfluss des Π_V bei niedrigen Lastpunkten zu einer Verschlechterung der Modellierung des Einflusses des Π_V bei Grundlast geführt hat. Hier kommt also die lineare Formulierung der verwendeten Kalibrierungsparameter als Funktion des Lastbereichs, siehe Gleichungen (5-6) und (5-7), an ihre Grenzen.

Neben diesen qualitativen Bewertungen ist eine quantitative Bewertung unerlässlich. Die statistische Auswertung der Ergebnisse zeigt eindeutig den Erfolg der Kalibrierung in Bezug auf den Performanceparameter Verdichtereintrittsmassenstrom, wie an den Werten in Tabelle 5-1 zu erkennen ist. Sie zeigen eine vollständige Eliminierung der mittleren Abweichung und eine deutliche Reduktion der Unsicherheit der Ergebnisse des SKV um 85%.

	Erwartungswert	Standardabweichung
Initialer Zustand	-1.009 %	2.57 %
Finaler Zustand	0.007%	0.39 %

Tabelle 5-1: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichtermassenstrom

Die statistische Auswertung kann trotz des auf Basis von Bild 5-10 detektierten Einflusses des NEM für die Bestimmung der Rasterpunkte auf die in Bild 5-9 dargestellten Residuen durchgeführt werden, da diese Fehlmodellierung über die Kalibrierung konstant bleibt. Somit ist eine konsistente Bewertung des Kalibrierungserfolges möglich und die statistischen Aussagen behalten ihre Gültigkeit.

Die Auswertung der Kalibrierung des SKV Verdichter in Bezug auf den Verdichtereintrittsmassenstrom ergibt ein indifferentes Bild. Neben den guten quantitativen Ergebnissen zeigt die qualitative Analyse kein eindeutiges Ergebnis. Zu den sehr guten qualitativen Ergebnissen gehört insbesondere die signifikante Reduktion der Abweichung zwischen Modell und Messung in Teillast. Hier wies das unkalibrierte Modell Abweichungen von bis zu 9% im Verdichtereintrittsmassenstrom \dot{m}_{VI} auf. Diese hohe Differenz hat mehrere Gründe. Der erste Grund ist das Alter und damit eingeschränkte Präzision der Modellierung. Der zweite Grund ist, dass eine so große Anzahl an Teillastbetriebsdaten zu früheren Zeitpunkten in diesem Umfang nicht verfügbar war. Der dritte Grund ist, dass früher nur

quasistationäre Messwerte verwendet werden konnten, was die Varianz der Messwerte natürlich erhöht. Im Endeffekt kann die Abweichung in Teillast durch die Kalibrierung von -9% auf nahezu 0% reduziert werden. Weiterhin kann die Streuung der Residuen in Teillast deutlich reduziert werden. Dies ist auf die Modellierung der Kalibrierungsparameter als Funktion des reduzierten Druckverhältnisses zurückzuführen. Neben diesen positiven Ergebnissen weist die Analyse der Residuen jedoch auch weiteres Verbesserungspotential auf. Dies ist bei näherer Betrachtung von Bild 5-11 eindeutig zu erkennen. Denn bei den roten Grundlastdaten, also den im Vordergrund sichtbaren Datenpunkten, zeigen sich zwei Auffälligkeiten. Die erste ist, dass in dem besonders wichtigen Grundlastbereich ein Trend der Residuen als Funktion der Umgebungstemperatur beobachtet werden kann, der im initialen Zustand nicht vorhanden ist und durch die Kalibrierung verursacht wird. Die zweite Auffälligkeit ist die große Streubreite der Residuen bei Grundlast, die sich nach der Kalibrierung ergibt und die auf die Variation des Druckverhältnisses zurückzuführen ist. Diese Streuung ist im initialen SKV Verdichter ebenfalls nicht vorhanden und wurde erst durch die notwendigen starken Korrekturen in Teillast in die Modellierung des Grundlastbereiches durch das SKV Verdichter eingebracht.

Das Fazit in Bezug auf die Massenstromkalibrierung fällt also nicht eindeutig aus. In Teillast kann eine signifikante Verbesserung des SKV erzielt werden, welche die Abweichungen sowohl in Bezug auf die LSV als auch in Bezug auf das Druckverhältnis drastisch reduziert. Gleichzeitig kann jedoch in Bezug auf das bereits sehr gut abgestimmte SKV bei Grundlast keine nennenswerte Verbesserung erzielt werden. Dies gilt sowohl in Bezug auf die Umgebungstemperatur als auch in Bezug auf das Druckverhältnis. Im Gegenteil, bei Grundlast wurde die Modellierungsgenauigkeit des SKV durch die Kalibrierung herabgesetzt. Gerade die Grundlast ist jedoch der wichtigste Betriebspunkt, so dass das Ergebnis nicht vollständig zufrieden stellen kann.

Vergleichbar zur Darstellung der Anpassung des Verdichtermassenstromes sind in Abbildung Bild 5-12 die Residuen für den isentropen Verdichterwirkungsgrad über der reduzierten Drehzahl und der LSV dargestellt. Auf eine separate Auftragung über dem Verdichterdruckverhältnis wird verzichtet.

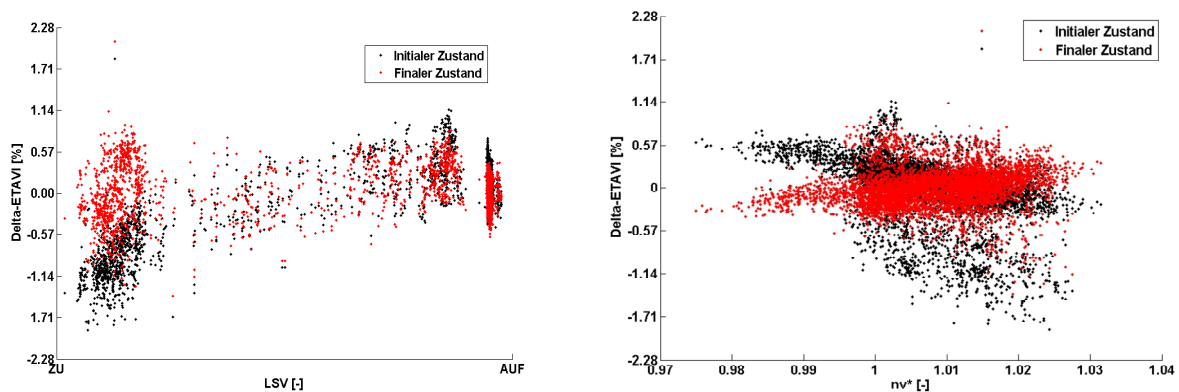


Bild 5-12a/b: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Verdichter und Messwerten

Das unkalibrierte SKV Verdichter in Bild 5-12a zeigt eine zunehmende Abweichung zu den Messwerten bei tiefer Teillast, jedoch beträgt die Abweichung nicht wie beim Massenstrom bis zu -9%, sondern nur ca. -1%. Diese detektierte Abweichung wird durch die Kalibrierung komplett korrigiert. Insgesamt zeigen die Residuen somit einen sehr linearen Verlauf über der LSV mit einer Streubreite, wie es für nicht kalibriert gemessene Daten zu erwarten ist. Bei Auswertung von Bild 5-12b zeigt sich im originalen SKV Verdichter ein starker Trend der Residuen für Grundlast über der reduzierten Drehzahl, der sich für die Teillastdaten weiter verstärkt. Nach der Korrektur weisen die Teillastdaten keinerlei Trend über dem n_v^* mehr auf, jedoch ist der Trend der Grundlastdaten nun überkorrigiert und weist einen steigenden Verlauf auf, wenn auch mit geringerem Gradienten. Weiterhin ist auch in dieser Darstellung noch eine Isolierung der einzelnen verwendeten Datensätze bei Grundlast möglich. Dies ist auf eine ungenügende Korrektur des Modellverhaltens bezüglich des Druckverhältnisses zurückzuführen. Auch dieser Trend wurde ähnlich wie bei der Analyse des Verdichtereintrittsmassenstromes im Rahmen der Kalibrierung verstärkt.

Um einen Einfluss der verwendeten NEM auf die Residuenberechnung auszuschließen, wurden auch die beiden maßgeblichen NEM auf ihre Präzision in der Beschreibung der Messdaten untersucht. Im Gegensatz zu den NEM bei der Massenstrombeschreibung sind hier beide NEM ausreichend präzise. Die Residuen entsprechen in der Höhe der Messunsicherheit und weisen keine Trends über den Last- oder den Umgebungstemperaturbereich auf, so dass ein Einfluss auf die Residuenberechnung ausgeschlossen werden kann.

Die quantitative Analyse in Form einer statistischen Auswertung der Ergebnisse in Bezug auf den Performanceparameter Verdichtereffizienz zeigt den Erfolg der Kalibrierung, wie an den Werten in Tabelle 5-2 zu erkennen ist. Die Werte zeigen zwar nur eine

vernachlässigenswerte Verringerung der mittleren Abweichung, was an der guten Ausgangsbasis nahe Null liegt, jedoch ist eine signifikante Reduktion der Standardabweichung der Residuen um 42% zu erkennen. Dies zeigt deutlich die verbesserte Anpassung des SKV Verdichter an den Messdatensatz. Die reduzierte Standardabweichung ist zu einem großen Teil auf die verbesserte Anpassung in Teillast zurückzuführen, wie in der Residuendarstellung in Bild 5-12 zu sehen ist.

	Erwartungswert	Standardabweichung
Initialer Zustand	-0.0357 %.	0.432 %-Pkt.
Finaler Zustand	0.0016 %	0.251 %-Pkt.

Tabelle 5-2: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichterwirkungsgrad

In der Zusammenfassung der Kalibrierungsergebnisse in Bezug auf den isentropen Verdichterwirkungsgrad zeigt die quantitative Analyse ein sehr gutes Ergebnis, während die qualitative Analyse ein dem Kalibrierungsergebnis des Massenstromes vergleichbares Ergebnis zeigt. Es ergibt sich eine deutliche Reduzierung der Abweichungen in Teillast und eine nicht vollständige Korrektur des Trends der Residuen als Funktion reduzierte Drehzahl. Weiterhin gibt es nach der Kalibrierung eine verschlechterte Modellierung bei veränderten Druckverhältnissen. Daher ist auch hier davon auszugehen, dass die starken Teillastkorrekturen zu einer leicht verschlechterten Grundlastmodellierung geführt haben.

In der Gesamtzusammenfassung der Ergebnisse für die kombinierte Grund- und Teillastkalibrierung zeigt das Kalibrierungsergebnis des SKV Verdichter deutlich, dass eine Überarbeitung des SKV Verdichter für diesen Typ notwendig ist. Dies zeigen insbesondere die hohen Abweichungen für den \dot{m}_{vT} von 9% und den η_{vS} von 1% in Teillast. Diese großen Abweichungen können mit dem hier präsentierten Verfahren mit minimalem Aufwand zuverlässig korrigiert werden. Dieses Ergebnis wird auch durch die Eindeutigkeit der statistischen Auswertung der Residuen vor und nach Kalibrierung belegt. In der detaillierten Analyse zeigt sich jedoch, dass durch die notwendigen starken Korrekturen in Teillast die Kalibrierungsergebnisse für Grundlast nahezu denen des originalen und bei Grundlast relativ gut modellierten SKV Verdichter entsprechen, so dass hier von einem bei Grundlast nicht ausreichenden Kalibrierungsergebnis gesprochen werden muss. Bei Stromlinienkrümmungsverfahren, die in Teillast eine geringere Abweichung aufweisen, ist mit besseren Kalibrierungserfolgen bei Grundlast zu rechnen.

Insbesondere der Trend der Residuen über der reduzierten Verdichterdrehzahl für die Grundlastdaten führt zu einer Fehldarstellung des Komponentenverhaltens über der Umgebungstemperatur, was in der festgestellten Größenordnung eine präzise Vorhersage der Performance verhindert. Eine statistische Auswertung der Residuen für die Performancewerte η_{VS} und \dot{m}_{VT} auf Basis des Gaußschen Fehlerfortpflanzungsgesetzes

$$\sigma_{SKV} = \sqrt{\sigma_{Beobachtet}^2 - \sigma_{Messung}^2} \quad (5-26)$$

ermöglicht die Ermittlung der verbleibenden Modellierungsungenauigkeit. Die beobachtete Standardabweichung der Residuen nach Kalibrierung von Wirkungsgrad und Massenstrom, siehe Tabelle 5-1 und Tabelle 5-2, bereinigt um die vorhandene Streuung im Datensatz der Kalibrierung, führt zu der verbleibenden Varianz für das SKV Verdichter. Bei Bestimmung der Standardabweichung der Messung ist zu berücksichtigen, dass nur der stochastische Anteil der Messunsicherheit relevant ist. Um diesen Anteil genau bestimmen zu können, wird der untransformierte Datensatz für η_{VS} und \dot{m}_{VT} durch jeweils ein spezifisches NEM beschrieben und die Varianz der verbleibenden Residuen ausgewertet. Das verwendete NEM ist identisch mit dem, welches für die Beschreibung des Systemverhaltens des SKV zur Bestimmung der Residuen verwendet wird, so dass die Konsistenz gewährleistet ist. Die sich ergebenden verbleibenden Standardabweichungen des SKV Verdichter sind in Tabelle 5-3 aufgeführt.

	Standardabweichung
η_{VS}	0.11%-Pkt.
\dot{m}_{VT}	0.18%

Tabelle 5-3: Verbleibende Standardabweichung SKV Verdichter

Die berechnete systembedingte Standardabweichung ist also sowohl für die Vorhersage von Wirkungsgrad als auch Massenstrom auf einem sehr guten Niveau. Die mit dem kalibrierten SKV Verdichter generierten Kennfelder sind daher nach Auswertung der Residuen für Teillast akzeptabel und zeigen eine deutliche Verbesserung gegenüber dem initialen Modell. Auch wenn die Standardabweichungen des Gesamtmodells signifikant reduziert werden konnten, zeigen die Vorhersagen der Grundlastperformance jedoch weiteren Raum für Verbesserungen. Mögliche Wege zur Verbesserung der Kalibrierungsergebnisse sind zum einen die Erhöhung der Anzahl der zu kalibrierenden Parameter. Hierbei könnte die bisher

verwendete globale Korrektur der Abströmwinkel und des Totaldruckverlustes feiner unterteilt und stufen- oder schaufelreihenweise implementiert werden. Die andere einfach zu realisierende Option wäre eine variabelere Beschreibung der Kalibrierungsparameter über den Betriebsbereich, also der Wechsel von der einfachen linearen hin zu einer quadratischen Beschreibung. Dieses Vorgehen erfordert jedoch eine sorgfältige Überprüfung der Extrapolierbarkeit und benötigt weitere Randbedingungen, so dass eine Aufteilung der globalen Kalibrierungsparameter auf die einzelnen Stufen die vielversprechendere Lösung darstellt. Weiterhin kann durch Einführung von Gewichtungsfaktoren speziellen Betriebsbereichen mehr Bedeutung in der Optimierung zugewiesen werden. Dieses Vorgehen ist jedoch datensatzspezifisch und muss für jeden Datensatz erneut durchgeführt werden, so dass die zu erzielenden Ergebnisse stark nutzerabhängig sind.

Neben den hier ausführlich dargestellten qualitativen und quantitativen Ergebnissen sei an dieser Stelle noch auf die Verbesserung der Rechenstabilität des SKV Verdichter im Rahmen der Kalibrierung hingewiesen. Denn neben den dargestellten statistischen Verbesserungen führte die Kalibrierung auch zu einer deutlich gestiegenen Konvergenzrate des SKV Verdichter. Das unkalibrierte SKV führte in über 23% der berechneten Rasterpunkte nicht zu konvergierten Ergebnissen, nach der Kalibrierung konnten 100% der Rasterpunkte im gesamten Lastbereich berechnet werden. Diese Verbesserung der Konvergenzrate ist ein nicht zu unterschätzender Vorteil, da mit dem kalibrierten SKV Verdichter nun auch in extremeren Betriebsbereichen noch mit konvergierten und damit verwertbaren Ergebnissen gerechnet werden kann.

Abschließende Anmerkung: Um den Einfluss der Punkteverteilung des verwendeten Datensatzes auf das Kalibrierungsergebnis auszuschließen, wird die Kalibrierung mit gleichen Randbedingungen aber einem modifizierten Datensatz durchgeführt. Für diese Modifikation werden 50% der Messpunkte des initialen Datensatzes verwendet, wobei jeder 2. Messwert in zeitlicher Reihenfolge willkürlich entfernt wird, so dass auch die Verteilung der Punkte über den Lastbereich variiert wird. Die erzielten Ergebnisse weisen einen qualitativ ähnlichen Verlauf auf, so dass davon auszugehen ist, dass eine variierte Datenverteilung keinen nennenswerten Einfluss auf die hier präsentierten Kalibrierungsergebnisse hat.

5.1.4.2 Grundlast

Da im vorhergehenden Kapitel bereits sehr gute Erfolge mit der Kalibrierung des SKV Verdichter erzielt werden konnten, wird das Verfahren nun auf die reinen Grundlastdaten des bestehenden Datensatzes angewandt. Ziel ist hierbei, die Darstellung des wichtigen Grundlastbereiches mit einem zweiten Satz von separat kalibrierten Parametern deutlich zu verbessern. In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Kalibrierung des SKV Verdichter für den Grundlastanteil des generierten Datensatzes, siehe Kapitel 4.4, dargestellt. Der Lösungsansatz sowie die Zielfunktion, Gleichung (5-18), bleiben bestehen, jedoch wird die Formulierung der Kalibrierungsparameter mittels der zu bestimmenden Tuningkoeffizienten deutlich vereinfacht. So werden aufgrund des reduzierten Betriebsbereiches nun nur noch vier statt acht Koeffizienten benötigt. Folglich vereinfachen sich die Gleichungen (5-6) und (5-7) zu folgender Formulierung

$$\Delta Y_t = F_{\zeta,1} \cdot n_v^* + F_{\zeta,2}, \quad (5-27)$$

$$\Delta \alpha = F_{\zeta,3} \cdot n_v^* + F_{\zeta,4}. \quad (5-28)$$

Die Lösung der Zielfunktion erfolgt wie bei der Kalibrierung für Grund- und Teillast, siehe Bild 5-7. Die Kalibrierung wird mit den ursprünglichen Werten für $\Delta \alpha$ und Y_t gestartet, so dass die vier Tuningkoeffizienten initial zu Null gesetzt werden. Der Abbruch der Iteration erfolgt auch hier, wenn die Änderung der Residuen für \dot{m}_{vI} und $\eta_{v,s}$ über einen Iterationsdurchlauf hinweg unter dem definierten Grenzwert liegt.

Die Sensitivitäten werden auf Basis ausgewählter Rasterpunkte bestimmt, vergleichbar Bild 5-4. Die Rasterung erfolgt jedoch nur noch in Π_v^* - und n_v^* -Richtung. Aufgrund der reduzierten Dimension des Rasters wird die Anzahl der Rasterpunkte für eine LSV-Position von 15 auf 40 Punkte erhöht. Die Rasterung in Π_v^* -Richtung erfolgt in fünf Teilschritten, die Rasterung in n_v^* -Richtung erfolgt in acht Teilschritten.

Äquivalent zur Darstellung der Grund- und Teillastkalibrierung werden auch bei der reinen Grundlastkalibrierung zuerst die Residuen dargestellt. Da bei Grundlast die LSV konstant bleibt und somit das Druckverhältnis hauptsächlich eine Funktion der Umgebungsbedingungen ist, kann für die Auftragung der Residuen die Darstellung als Funktion der reduzierten Verdichterdrehzahl ausreichen, siehe Bild 5-13.

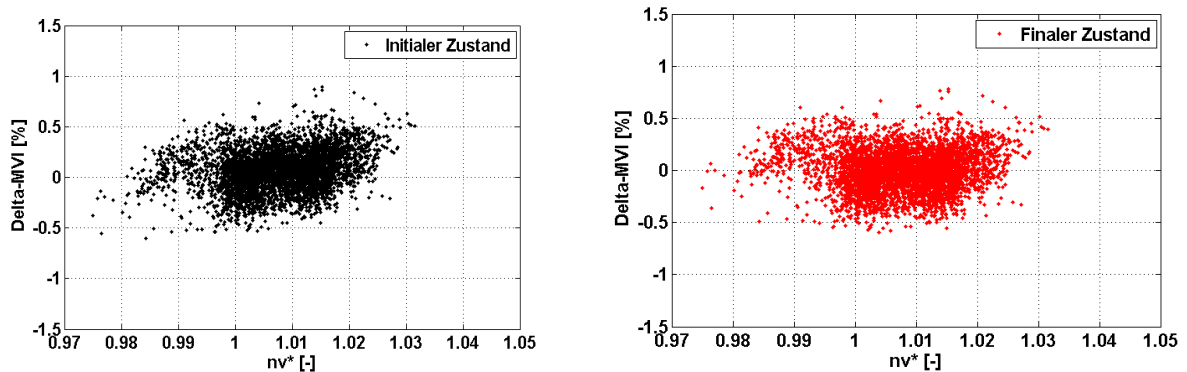


Bild 5-13a/b: Massenstromdifferenz zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast

Wie bereits im vorangegangenen Kapitel erläutert, beschreibt das initiale SKV Verdichter bereits sehr gut die gemessenen Grundlastdaten. Die Streuung der Residuen entspricht der Messunsicherheit des \dot{m}_{VT} , so dass eine weitere Reduktion nicht zu erwarten ist. Da der Datensatz aus Datensätzen von drei verschiedenen GT besteht, welche alle mit verschiedenen Verdichterdruckverhältnissen betrieben wurden, kann auf Basis von Bild 5-13a davon ausgegangen werden, dass die Modellierung der Steigung der n_V^* -Linien im SKV Verdichter mit den Messwerten übereinstimmt. Die Modellierung des \dot{m}_{VT} entlang des n_V^* ist jedoch noch nicht ideal. Unter Verwendung von linearen Regressionsfunktionen ergibt sich ein linearer Trend der Residuen über n_V^* , was die Verwertbarkeit der Daten des SKV-Verdichter bei reduzierten Drehzahlen abseits des Designpunktes für die Kennfelderstellung einschränkt.

Bei der Analyse von Bild 5-13b zeigt sich eine vergleichbare Höhe der Residuen wie in Bild 5-13a zu sehen. Dies belegt, dass das sehr gute Ergebnis des initialen SKV durch die Kalibrierung nicht verschlechtert wird. Auch die sehr gute Modellierung der Steigung der n_V^* -Linien im initialen SKV bleibt nach der Kalibrierung erhalten. Einzig der erkennbare Trend der Residuen über der n_V^* ist nach der Kalibrierung mit Regressionsfunktionen nicht mehr nachzuweisen, so dass hier trotz der sehr guten Ausgangslage eine weitere Verbesserung erzielt werden konnte. Der Vergleich von Bild 5-11b mit Bild 5-13b zeigt darüber hinaus, dass auch mit deutlich einfacher formulierten Kalibrierungsparametern die Ergebnisse der reinen Grundlastkalibrierung besser sind als bei der kombinierten Grund- und Teillastkalibrierung.

Ausgehend von den geringen detektierten Änderungen zeigt die statistische Auswertung der Residuen für den Verdichtermassenstrom erwartungsgemäß nur geringe Änderungen, siehe Tabelle 5-4.

	Erwartungswert	Standardabweichung
Initialer Zustand	-0.0725 %	0.2042 %
Finaler Zustand	0.0004 %	0.1998 %

Tabelle 5-4: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichtermassenstrom

Die Reduktion der Abweichung des Erwartungswertes durch die Kalibrierung ist zwar signifikant, jedoch ist bereits der initiale Zustand in einem nahezu akzeptablen Bereich. Die festgestellte Reduktion erfolgt hierbei vor allem durch die Eliminierung des Trends über n_V^* . Bei der Standardabweichung zeigt sich sowohl für den initialen als auch den finalen Zustand keine Änderung, was an der bereits sehr guten Standardabweichung der Residuen des initialen SKV liegt, welche vergleichbar der Messunsicherheit ist.

Bei der Auswertung der Residuen für den isentropen Verdichterwirkungsgrad ergibt sich insbesondere für den initialen Zustand eine andere Ausgangslage als beim Verdichtermassenstrom. Anhand von Bild 5-14a ist deutlich zu sehen, dass die Residuen einen linearen Trend als Funktion der reduzierten Verdichterdrehzahl aufweisen, mit maximalen Abweichungen von bis zu 0.8% des η_{VS} . Dieser Wert wird bereits bei einer Variation der reduzierten Drehzahl um 2% erreicht. Ohne Berücksichtigung von Drehzahlschwankungen im Stromnetz muss das Modell jedoch Drehzahlvariationen von bis zu 7% modellieren können, so dass der initiale Zustand des SKV Verdichter für die Beschreibung des η_{VS} als Funktion der n_V^* nicht geeignet ist. Positiv hervorzuheben ist jedoch auch hier, dass die Residuen des Gesamtdatensatzes nicht in die Basisdatensätze unterteilt werden können. Dies beweist, dass die Modellierung des η_{VS} als Funktion von Π_V^* für konstante n_V^* bereits im initialen SKV Verdichter sehr gut ist. Das Ziel der Kalibrierung muss also sein, den Trend der Residuen zu eliminieren, um auch in n_V^* -Richtung eine Extrapolation des Datensatzes vornehmen zu können.

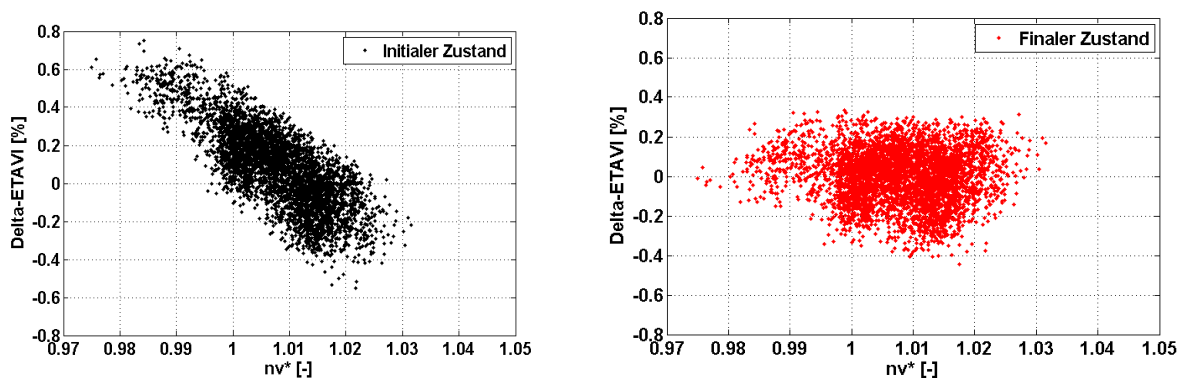
**Bild 5-14a/b: Wirkungsgraddifferenzen zwischen SKV Verdichter und Messwerten bei Grundlast**

Bild 5-14b belegt deutlich, wie gut der Trend der Residuen als Funktion der reduzierten Drehzahl durch die Kalibrierung eliminiert werden konnte. Auch in Π_V^* -Richtung ist keine Differenzierung des Gesamtdatensatzes zu erkennen, so dass die bereits gute Modellierung des η_{VS} entlang der Linien für konstantes n_V^* auch nach der Kalibrierung erhalten bleibt.

Die statistische Auswertung der Residuen für den isentropen Verdichterwirkungsgrad stützt die getroffenen Aussagen. So konnte die Abweichung im Erwartungswert von nicht akzeptablen 0.08% auf sehr gute -0.001% reduziert werden. Auch die Standardabweichung der Residuen konnte um über 36% reduziert werden und bewegt sich damit im Rahmen der Messunsicherheit, so dass eine weitere Reduktion nur in begrenztem Umfang möglich ist (Tabelle 5-5).

	Erwartungswert	Standardabweichung
Initialer Zustand	0.0815 %	0.2088 %-Pkt.
Finaler Zustand	-0.0014 %	0.1332 %-Pkt.

Tabelle 5-5: Statistische Auswertung der Residuen für den Verdichterwirkungsgrad

Um die verbleibende Unsicherheit der Modellierungsgüte nach der Grundlastkalibrierung quantitativ zu bewerten, kann wie im vorangegangene Kapitel auf Gleichung (5-27) zurückgegriffen werden.

Die beobachtete Standardabweichung der Residuen nach Kalibrierung für den Wirkungsgrad und den Massenstrom, siehe Tabelle 5-4 und Tabelle 5-5, bereinigt um die vorhandene Streuung im Datensatz der Kalibrierung führt zu der verbleibenden Varianz für das SKV Verdichter. Bei Bestimmung der Standardabweichung der Messung ist zu berücksichtigen, dass nur der stochastische Anteil der Messunsicherheit relevant ist. Um diesen Anteil genau bestimmen zu können, wird der untransformierte Datensatz für η_{VS} und \dot{m}_{V7} durch jeweils ein spezifisches NEM beschrieben und die Varianz der verbleibenden Residuen ausgewertet. Das verwendete NEM ist identisch mit dem, welches für die Beschreibung des Systemverhaltens des SKV zur Bestimmung der Residuen verwendet wird, so dass Konsistenz gewährleistet ist. Die sich ergebende verbleibende Standardabweichung des SKV Verdichter ist in Tabelle 5-6 aufgeführt.

	Standardabweichung
η_{VS}	0.03%-Pkt.
\dot{m}_{VT}	0.03%

Tabelle 5-6: Verbleibende Standardabweichung SKV Verdichter

Die ermittelte Standardabweichung des SKV Verdichter beträgt nahezu Null, so dass von einer perfekten Modellgüte nach der Grundlastkalibrierung auszugehen ist.

Zum Abschluss der Auswertung der Ergebnisse der Kalibrierung des SKV Verdichter für reine Grundlastdaten können die folgenden Punkte festgehalten werden. Die Modellierung in Π_V^* -Richtung war bereits im initialen SKV sehr gut und wurde durch die Kalibrierung nicht verändert. Die Modellierung in n_V^* -Richtung weist für beide Performanceparameter eine lineare wachsende Abweichung auf, für den Massenstrom mit geringem, für den Wirkungsgrad mit deutlichem Gradienten. Dies macht eine Nutzung des initialen SKV für die Extrapolation der Messwerte nahezu unmöglich. Nach der Kalibrierung weisen die Residuen sowohl für den Massenstrom als auch für den Wirkungsgrad keinen Trend mehr auf, so dass eine plausible Extrapolation möglich ist. Die verbleibende Varianz des SKV Verdichter ist vernachlässigenswert. Die präsentierten Ergebnisse für Grundlastdaten entsprechen folglich dem Idealziel der Kalibrierung.

Beim Vergleich der Ergebnisse mit denen der Kalibrierung für kombinierte Grund- und Teillastdaten ist deutlich zu sehen, welche Qualitätssteigerung in der Beschreibung der Grundlastdaten durch Reduktion des Datensatzes generiert werden konnte. Diese Aussage gilt sowohl für die qualitative Bewertung als auch für die finale Varianz des Modells nach Kalibrierung. Dies ist insbesondere beachtlich, als dass dieses Ergebnis mit nur vier statt acht Tuningkoeffizienten erreicht wurde.

5.1.5 Plausibilisierung

Die Plausibilisierung der in der Kalibrierung erzielten Ergebnisse ist insofern limitiert, da keine unterstützenden Messwerte innerhalb des Verdichters neben den vorhandenen Messwerten am Verdichter Ein- und Austritt vorhanden sind. Somit kann die Änderung der Strömung zwischen den Stufen infolge der Kalibrierung nur qualitativ plausibilisiert werden. Die Plausibilisierung erfolgt getrennt für die beiden Kalibrierungsszenarien aus Kapitel 5.1.4. Im Rahmen der Plausibilisierung werden die durch die Kalibrierung hervorgerufenen Änderungen sowohl im Makrobereich, also qualitative Darstellung der Änderungen im S2-

Schnitt als auch im Mikrobereich, also zum Beispiel die radiale Verteilung von Totalverlusten vor und nach der Kalibrierung, dargestellt. Alle Auswertungen werden an repräsentativen Betriebspunkten durchgeführt.

5.1.5.1 Grund- und Teillast

Für die Darstellung der durch die Kalibrierung hervorgerufenen Änderungen werden ein Punkt aus dem Raster, siehe Bild 5-4, nahe Grundlast und ein Punkt aus dem Raster in möglichst tiefer Teillast gewählt. Da das unkalibrierte SKV Verdichter in Teillast Konvergenzprobleme aufweist, steht für den Vergleich nur ein Punkt in mittlerer Teillast zur Verfügung. Die Kenndaten der beiden analysierten Betriebspunkte sind in Tabelle 5-7 aufgeführt. Für eine bessere Vergleichbarkeit wurden Lastpunkte bei ähnlicher reduzierter Drehzahl verwendet.

	Red. Drehzahl [-]	Red. Druckverhältnis [-]	LSV [% \dot{m}_{VI}]
Betriebspunkt A	1.0032	1.0126	100%
Betriebspunkt B	1.0012	0.7778	80%

Tabelle 5-7: Kennzahlen plausibilisierter Betriebspunkte

Im ersten Schritt der Plausibilisierung werden die globalen Änderungen im S2-Schnitt für die beiden ausgewählten Betriebspunkte dargestellt. Hierfür werden die Daten der relevanten Parameter auf den 17 Stromlinien entlang der 75 axialen Stationen sowohl für den originalen als auch den kalibrierten Zustand des SKV ausgegeben. Die Differenz dieser Daten wird entsprechend

$$\Delta P_X = P_{\text{Kalibriert}} - P_{\text{Original}} \quad (5-29)$$

berechnet und farblich aufgeschlüsselt. Das Ergebnis zeigt den Einfluss der Kalibrierung im S2-Schnitt. Der Darstellung der Verdichtergeometrie erfolgt hierbei mit skaliert und teilweise verzerrter Achsengeometrie, für die Aussagefähigkeit der Differenzdaten ist dieses Vorgehen jedoch ohne Einfluss.

Zuerst wird die Änderung im Totaldruck dargestellt, um Verschiebungen des Druckaufbaus im Verdichter infolge der Kalibrierung hervorzuheben, siehe Bild 5-15.

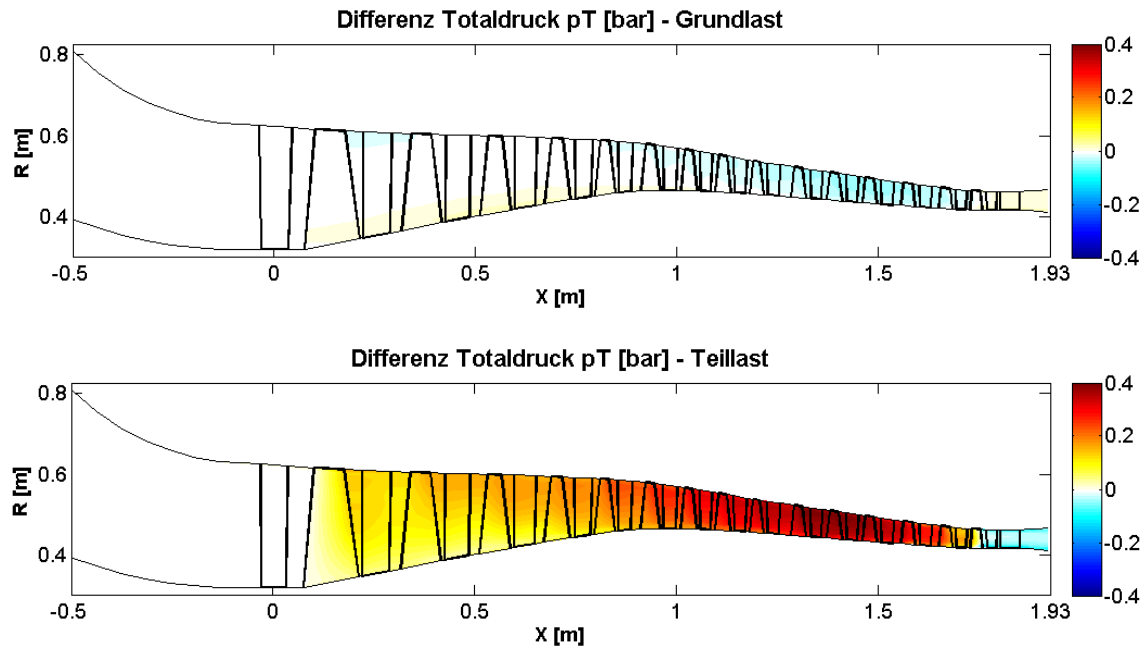


Bild 5-15: Totaldruckdifferenz für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)

Die Skalierung der Legende ist für Grund- und Teillast identisch. Wie bereits die in Kapitel 5.1.4.1 diskutierten Ergebnisse nahelegen, erfolgen die stärksten Änderungen bei Teillast. Bei Grundlast ergibt sich eine geringe Reduktion des Totaldruckes im hinteren Drittel des Verdichters. Die Änderungen bei Teillast hingegen zeigen eine starke Anhebung des Totaldruckes im hinteren Bereich des Verdichters um bis zu 0.4 bar. Diese Verschiebung des Druckaufbaus auf die hinteren Stufen entspricht der Erwartungshaltung auf Basis vorhandener vergleichbarer Messungen, die hier bereits eine gewisse Schwäche des SKV Verdichter nahelegten. Hervorzuheben hierbei ist, dass dieses Ergebnis nur mit Kenntnis der Ein- und Ausgangsgrößen realisiert werden konnte. Die nicht vorhandene Änderung der Totaldruckdifferenzen hinter dem Austrittsdiffusor für beide Lastfälle ist auf die Vorgabe des Druckverhältnisses als Randbedingung für die Rechnungen zurückzuführen.

Der zweite relevante Parameter der diskutiert wird, ist die Totaltemperatur, dargestellt in Bild 5-16. Hier zeigt sich ein ähnliches Ergebnis wie bei der Analyse des Totaldruckes, nämlich eine marginale Reduktion bei Grundlast und eine deutliche Anhebung bei Teillast. Ebenfalls erfolgt die Reduktion bei Grundlast, ca. 2°C , vor allem in den hinteren Stufen, wohingegen der Anstieg bei Teillast von bis zu 10°C homogen über die axiale Erstreckung erfolgt. Bemerkenswert ist bei der Teillastauswertung, dass ab einem $x=1$ im Nabenbereich eine Abnahme der Totaltemperatur beobachtet werden kann, die bei Grundlast so nicht detektiert werden konnte. Insgesamt zeigt auch die Änderung der Totaltemperatur bei Grund- und

Teillast keine Auffälligkeiten in Anbetracht der in Kapitel 5.1.4.1 detektierten initialen Abweichungen, so dass auch hier von einem plausiblen Ergebnis gesprochen werden kann.

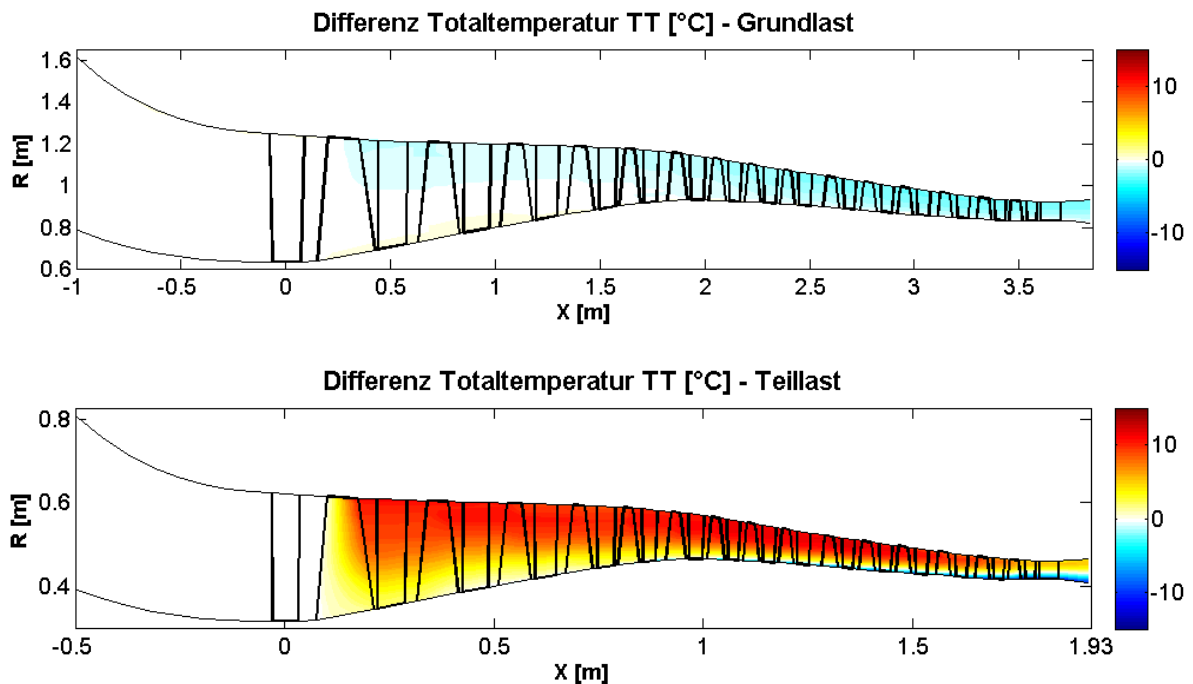
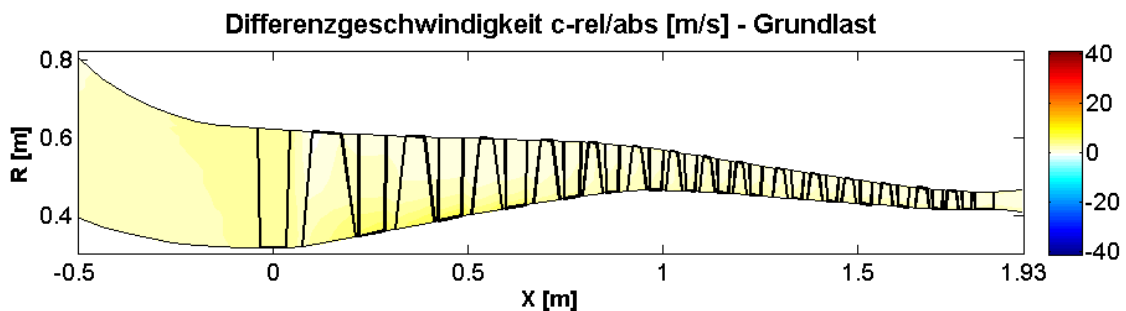


Bild 5-16: Totaltemperaturdifferenz für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)

Der dritte analysierte Parameter ist die Geschwindigkeit im Relativsystem, siehe Bild 5-17. Hierbei können nun zum ersten Mal Änderungen im Ansaugtrakt des Verdichters beobachtet werden. Dies ist auf den geänderten Massendurchsatz bei konstantem Eintrittsdruck zurückzuführen. Die maximale Änderung bei Grundlast liegt bei ca. 4m/s im Bereich des Schaufelfußes von VLa1 bis VLa3. Die sonstigen Bereiche zeigen eine sehr homogene Verteilung der Differenz der relativen und absoluten Geschwindigkeiten. Bei Betrachtung der Teillastdarstellung liegt die maximale Änderung bei ca. 10m/s im Bereich der oberen Schaufelvorderkante der VLa1. Die maximalen negativen Änderungen liegen bei ca. -40m/s und erstrecken sich vergleichbar der Änderungen bei Grundlast vom Schaufelfuß der VLa1 bis hin zur VLa3.



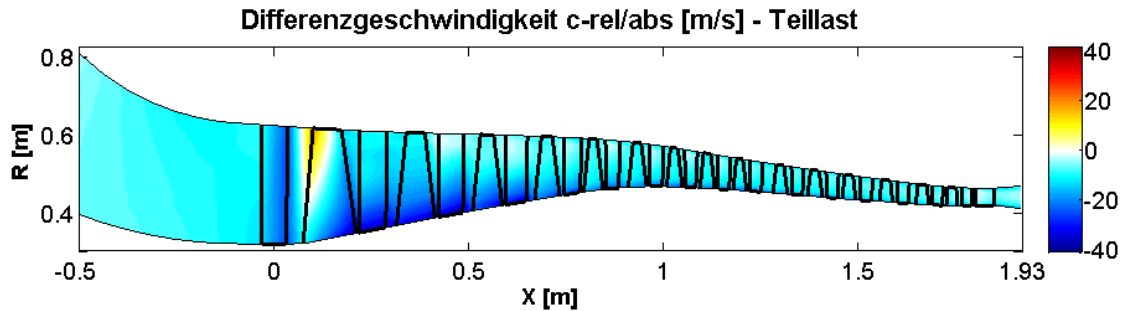


Bild 5-17: Differenzgeschwindigkeit für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)

Die Änderung des Strömungswinkels α , siehe Definition Strömungswinkel in Bild 5-2, wird in Bild 5-18 dargestellt. Aufgrund der variablen Ausgestaltung des Kalibrierungsparameters $\Delta\alpha$ ergibt sich vor allem in Teillast eine größere Verschiebung der Strömungswinkel. Die über die Kalibrierung eingebrachten Korrekturen des $\Delta\alpha$ führen bei Grundlast nur zu einer geringen Abweichung des $\Delta\alpha$ im Bereich von $\pm 1^\circ$. Da der eingebrachte Tuningfaktor multiplikativ wirkt, ist aufgrund der Schaufelgeometrie die Differenz im Abströmwinkel der LSV mit einem anderen Vorzeichen behaftet, als die Strömungsänderung im restlichen Teil des Verdichters. Dies wird besonders bei Auswertung der Teillastdarstellung deutlich. Hier steigen die notwendigen Korrekturen in der Umlenkung der Strömung im Bereich der ersten drei Stufen auf bis zu $+8^\circ$ an und verdeutlichen somit den großen Kalibrierungsaufwand in Teillast für das originale SKV Verdichter.

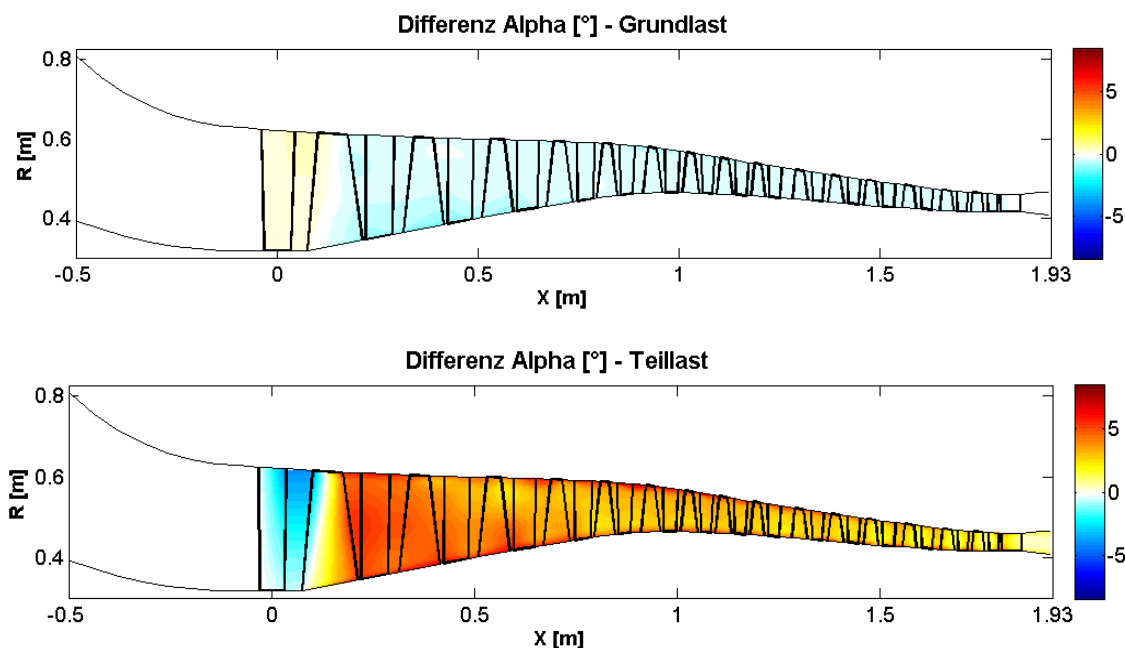


Bild 5-18: Differenz der Strömungswinkel für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Verdichter)

Die folgenden Effekte können auf Basis der qualitativen S2-Analyse identifiziert werden:

- deutliche gehäuseseitige Anhebung der Totaltemperatur (TL),
- nabenseitige Reduktion der Totaltemperatur bei $x > 1$ (TL),
- starke nabenseitige Geschwindigkeitsabnahme (TL – Stufe 1-3),
- deutliche Erhöhung der relativen Geschwindigkeit Vorderkante VLa1 (TL),
- deutliche Änderung des α bis zu 8° (TL),
- Druckaufbau in die hinteren Stufen verlagert.

Maßgeblich für die aufgeführten Effekte sind die eingebrachten Änderungen für die Abströmwinkelkorrektur und die Totalverlustmodellierung, die in erster Linie zu einer deutlichen Zunahme des Massenstromes und einem in die hinteren Stufen verlagerten Druckaufbau geführt haben. Alle weiteren beschriebenen Effekte sind nachfolgend und entsprechen sowohl in Ausprägung als auch Verteilung der Erwartungshaltung infolge der detektierten starken initialen Abweichung zwischen SKV Verdichter und Messwerten. Aufgrund der dargestellten Ergebnisse ist die Kalibrierung als plausibel zu bezeichnen.

In der quantitativen Analyse werden nun einige der in der qualitativen Analyse detektierten Effekte auf Basis der Darstellung der radialen Erstreckung einiger Parameter detaillierter untersucht. Für die Darstellung der ermittelten Absolutwerte der radialen Erstreckung werden diese normiert und mit verzerrten Achsen dargestellt. Da in dieser Arbeit vor allem die relative Änderung dieser Parameter interessiert, stellt dies kein Problem für die Aussagefähigkeit dar. Für die Darstellung der Änderungen in der radialen Verteilung werden die Daten der ersten Laufreihe im Betriebspunkt B, siehe Tabelle 5-7, verwendet, da hier die größten Modifikationen erfolgt sind.

Der erste untersuchte Parameter ist die radiale Verteilung der Inzidenzwinkel für die erste Laufreihe. Es werden der Inzidenzwinkel für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter dargestellt. Für die Winkeldefinition sei auf Bild 5-2 verwiesen. Infolge der Kalibrierung im Teillastbetriebspunkt ist eine deutliche Verschiebung der Inzidenz von negativen Werten zu Werten nahe Null zu sehen. Negative Inzidenzen erhöhen die Neigung für druckseitige Strömungsablösung. Prinzipiell erfolgt in Teillast also eine Verschiebung zu stabileren Betriebsbereichen, was auch mit der beobachteten gestiegenen numerischen Stabilität des Stromlinienkrümmungsverfahrens in Teillast übereinstimmt. Weiterhin ist zu erkennen, dass

die Kalibrierung erwartungsgemäß keinen nennenswerten Einfluss auf die qualitative radiale Verteilung hat.

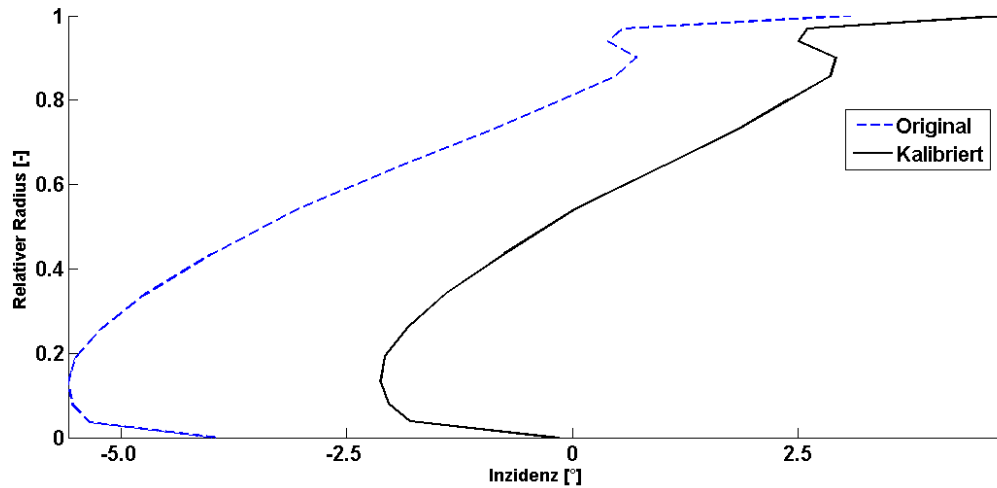


Bild 5-19: Inzidenz VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter

Entsprechend der Verschiebungen der Inzidenz, siehe Bild 5-19, und der prinzipiellen Darstellung in Bild 5-3 zeigt sich in Bild 5-20 der erwartete Anstieg der Deviation. Auch für diesen Parameter bleibt die qualitative radiale Verteilung nach der Kalibrierung erhalten.

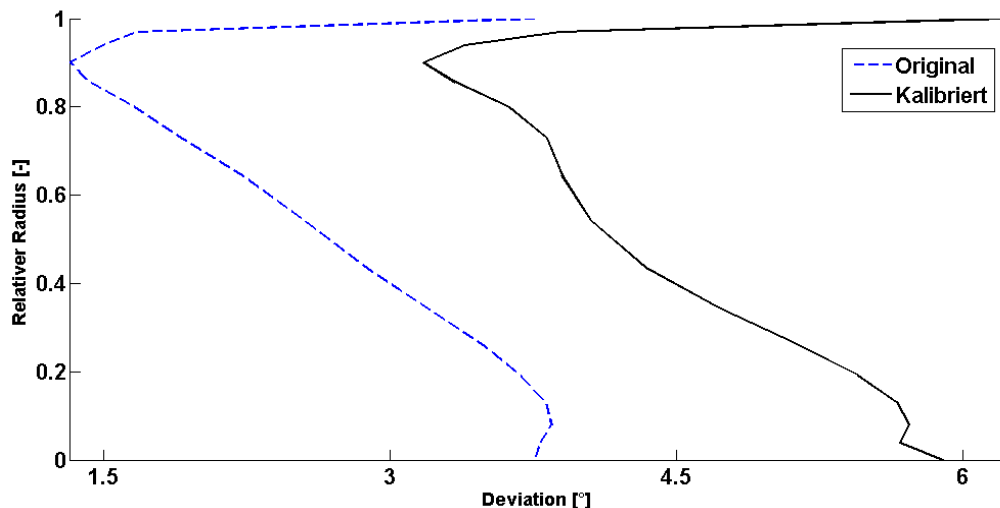


Bild 5-20: Deviation VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter

Infolge der modifizierten An- und Abströmung nach der Kalibrierung ergibt sich eine deutliche Änderung der radialen Verteilung der totalen Profilverluste, skaliert dargestellt in Bild 5-21. Auffällig hierbei ist vor allem, dass der kalibrierte Profilverlust eine deutlich

gleichmäßigere Verteilung bis ca. 80% der Blatthöhe im Vergleich zum originalen Verlustprofil aufweist. Dies ist insbesondere auf die Reduktion des erhöhten Profilverlustes im Bereich des Schaufelfußes zurückzuführen. Im Gegenzug legt das kalibrierte Verlustprofil nahe, dass bisher die Verluste im Bereich der Blattspitze deutlich zu gering angenommen wurden. Dies ist ein wichtiger Hinweis, der aufgrund seiner Signifikanz im Rahmen von Prüfstandsmessungen überprüft werden sollte. Dies ist jedoch nicht Bestandteil dieser Arbeit.

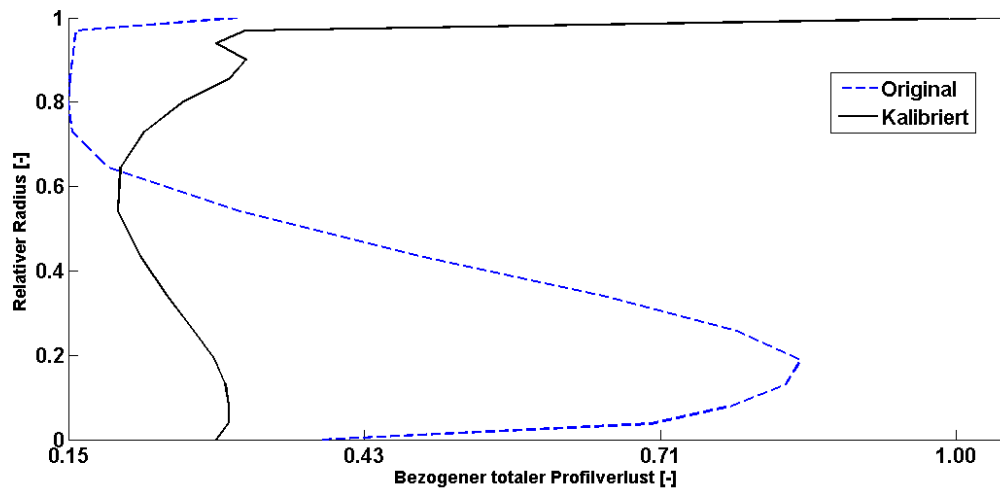


Bild 5-21: Totaler Profilverlust VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter

Neben den totalen Profilverlusten sind natürlich auch die radialen Verteilungen der totalen Gesamtverluste interessant. Diese sind in Bild 5-22 dargestellt. Die Variation der Profilverluste findet sich auch bei den totalen Verlusten wieder. Auch hier ist eine homogenere radiale Verteilung der Verluste bis ca. 80% der Schaufelhöhe zu erkennen, so dass insgesamt eine Verschiebung der Verlustgenerierung vom Schaufelfuß in Richtung Blattspitze infolge der Kalibrierung festzuhalten ist.

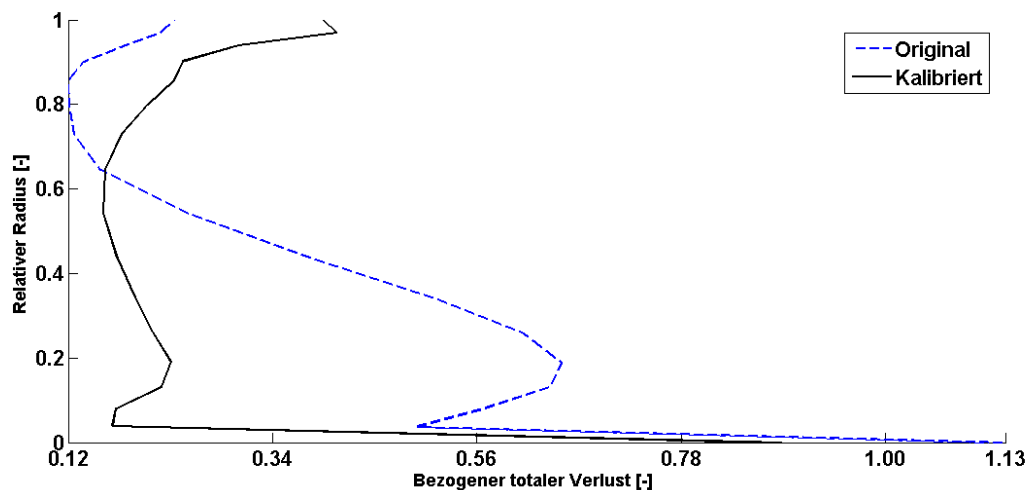


Bild 5-22: Totalverlust VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter

Ein weiterer wichtiger Parameter ist das De-Haller Kriterium

$$De - Haller = \frac{v_2}{v_1} \geq 0.7. \quad (5-30)$$

Es wurde experimentell bestimmt und berücksichtigt die Entwicklung von Grenzschichten und Strömungsablösungen. Bei Verzögerungsverhältnissen kleiner als 0.7, so dass ist mit Ablösungen zu rechnen. Bei der Auswertung von Bild 5-23 zeigt sich, dass infolge der durch die Kalibrierung hervorgerufenen Effekte das Verzögerungsverhältnis deutlich reduziert wird. Die definierte Grenze wird jedoch nicht unterschritten. Der qualitative Verlauf der radialen Erstreckung bleibt von der Kalibrierung unbeeinflusst.

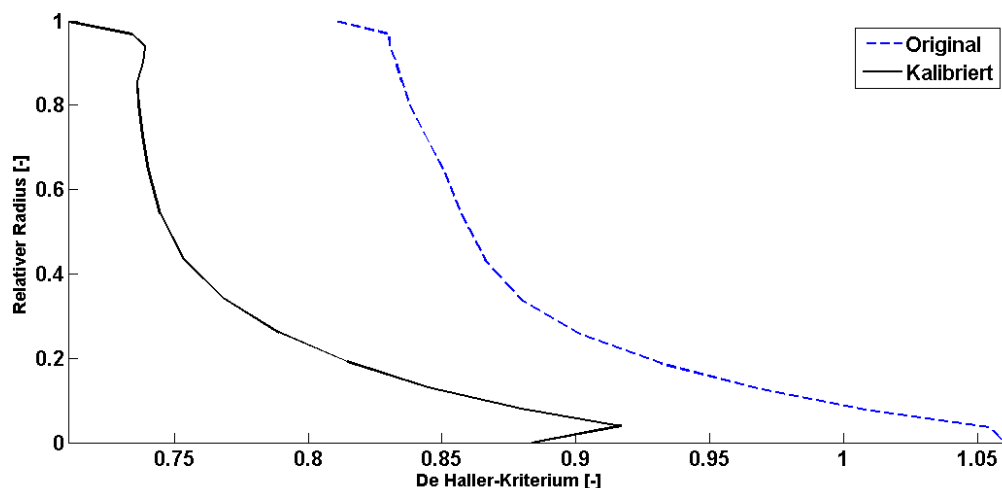


Bild 5-23: De-Haller Kriterium VLa1 für das originale und das kalibrierte SKV Verdichter

Neben den hier ausgewählten Parametern wurden weitere Parameter und verschiedene andere Stufen untersucht, die jedoch vergleichbare Ergebnisse lieferten, so dass auf eine Darstellung verzichtet wird. Insgesamt bleibt festzuhalten, dass die qualitative und quantitative Analyse ausgewählter Parameter den Erwartungen zu einem großen Teil entsprochen hat. Einzig die starke Verschiebung der totalen Profilverluste zeigt eine deutliche Änderung in der radialen Verteilung. Da die zugrunde liegende Verlustmodellierung jedoch unverändert geblieben ist, kann dieser Effekt auf die Korrektur der Abströmwinkel zurückgeführt werden. Welches der Szenarien aus Bild 5-21 nun plausibler ist, kann an dieser Stelle nicht abschließend bewertet werden. Keines der präsentierten Ergebnisse führt jedoch zu einer Bewertung der Kalibrierung als unplausibel, so dass die Ergebnisse dieser Kalibrierung für die nachfolgenden Schritte verwendet werden können.

5.1.5.2 Grundlast

Für die Darstellung der durch die Kalibrierung hervorgerufenen Änderungen wird für die Plausibilisierung ein Punkt aus dem Sensitivitätsraster der Grundlastdaten verwendet. Der gewählte Betriebspunkt ist der Punkt, an dem die höchsten Abweichungen zwischen SKV und Messwert detektiert wurden. Die Kenndaten des analysierten Betriebspunktes sind in Tabelle 5-8 aufgeführt.

	Red. Drehzahl [-]	Red. Druckverhältnis [-]	LSV [% \dot{m}_{vI}]
Betriebspunkt GL	0.975	0.9345	100

Tabelle 5-8: Für Plausibilisierung ausgewählter Betriebspunkt

Im ersten Schritt der Plausibilisierung werden die globalen Änderungen im S2-Schnitt für den ausgewählten Betriebspunkt dargestellt. Hierfür werden die Daten der relevanten Parameter auf den 17 Stromlinien entlang der 75 axialen Stationen sowohl für den originalen als auch für den kalibrierten Zustand des SKV ausgegeben. Die Differenz dieser Daten wird berechnet, siehe Gleichung (5-29), und farblich aufgeschlüsselt.

Zuerst wird die Änderung im Totaldruck dargestellt, siehe Bild 5-24. Die Skalierung ist aufgrund der geringen Änderungen nicht identisch mit der gewählten Skalierung der kombinierten Grund- und Teillastkalibrierung.

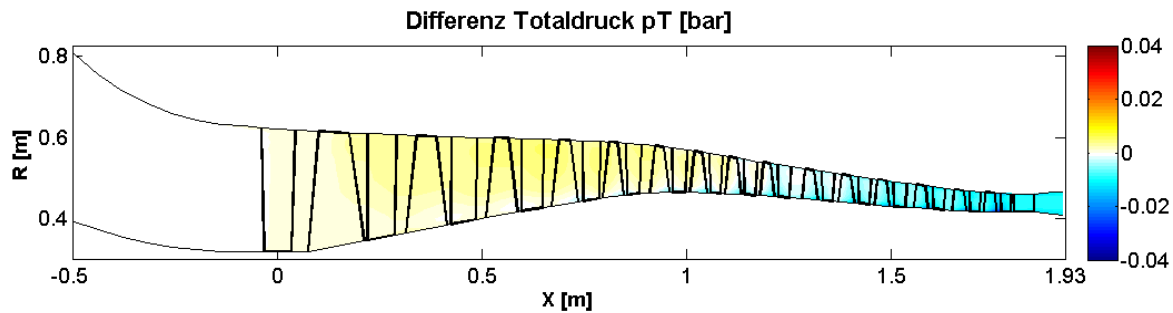


Bild 5-24: Totaldruckdifferenz im gewählten Grundlastbetriebspunkt (Verdichter)

Anhand von Bild 5-24 ist eine leichte Verschiebung des Druckaufbaus zu beobachten. Die vorderen Stufen haben einen geringfügig erhöhten, die hinteren Stufen einen leicht verringerten Druckaufbau. Es sei darauf hingewiesen, dass diese Änderungen mit einem absoluten Betrag von ± 10 mbar in der Präzision des SKV Verdichter übereinstimmen, so dass diesen Änderungen nicht zu viel Gewicht beigemessen werden sollte.

Die Darstellung der Änderungen der Totaltemperatur im S2-Schnitt, siehe Bild 5-25, zeigt ein eindeutigeres Ergebnis.

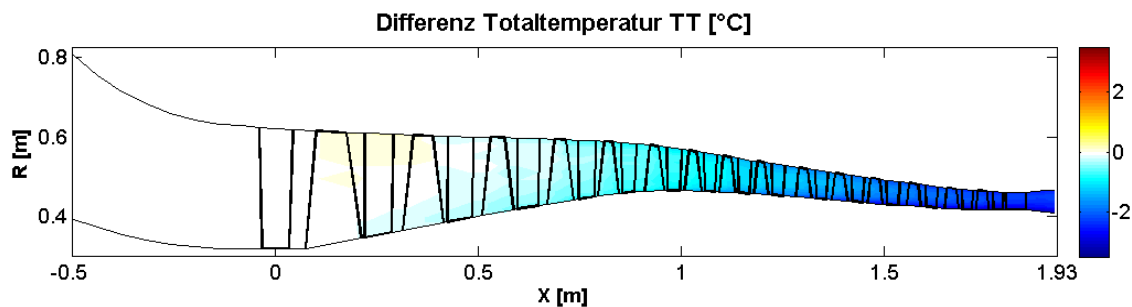


Bild 5-25: Totaltemperaturdifferenz im gewählten Grundlastbetriebspunkt (Verdichter)

So wird im gewählten Betriebspunkt im Rahmen der Kalibrierung eine Absenkung der Totaltemperatur um 3°C erzielt. Dies entspricht der erwarteten Abnahme, die notwendig wäre, um die zu schlechte Gesamtwirkungsgradvorhersage bei niedrigen n_v^* zu verbessern. Auffällig ist die kontinuierliche Abnahme der Totaltemperatur, die so nicht einzelnen Stufenbereichen zugeordnet werden kann. Diese kontinuierliche Abnahme ist auf die globale Variation des Abströmwinkels im Rahmen der Kalibrierung zurückzuführen. In Bild 5-26 ist die Änderung des Strömungswinkels im S2-Schnitt dargestellt.

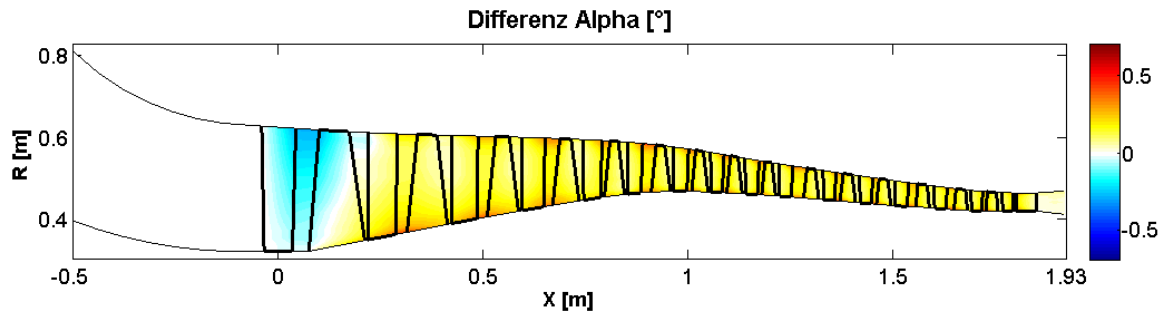


Bild 5-26: Differenz der Strömungswinkel im gewählten Betriebspunkt (Verdichter)

In Bild 5-26 ist deutlich zu sehen, dass die durch die Kalibrierung hervorgerufene maximale Änderung des Strömungswinkels von $\pm 0.3^\circ$, verglichen mit den erfolgten Korrekturen in Teillast im vorangegangenen Kapitel nahezu vernachlässigbar ist.

Aufgrund des in Grundlast bereits sehr gut eingestellten SKV Verdichter und der resultierenden marginalen Änderungen wird auf eine Darstellung der Änderung der radialen Verteilungen auf Schaufelreihenniveau verzichtet, da auch hier keine nennenswerten Verschiebungen zu beobachten sind.

In Summe bleibt festzuhalten, dass die sehr guten Ergebnisse der reinen Grundlastkalibrierung mit moderaten Eingriffen in die Abströmwinkelkorrektur und vernachlässigbaren Änderungen der Totalverluste erzielt werden konnten, so dass an der Plausibilität der Änderungen wenig Zweifel besteht.

5.2 Turbine

Bei der Kalibrierung des numerischen Modells für die Komponente Turbine wird ebenfalls auf ein Stromlinienkrümmungsverfahren zurückgegriffen. In den nachfolgenden Kapiteln werden das Modell, die implementierten Verlustkorrelationen sowie das Verfahren zur Kalibrierung und die Ergebnisse der Kalibrierung vorgestellt.

5.2.1 Verwendetes Modell

Das verwendete Modell für das Stromlinienkrümmungsverfahren (SKV) basiert auf dem von Denton [14] vorgestellten Verfahren zur Berechnung gesperrter Turbinen mittels der Pressure Control Method. Bei den üblichen Verfahren werden Massenstrom und die Eintrittszustände definiert. Anhand der Untersuchungen von Traupel [65] ist deutlich zu sehen, dass bei gesperrten Turbinenstufen keine Korrelation mehr zwischen Massenstrom und

Druckverhältnis besteht. Bei der Pressure Control Method wird der statische Turbinenaustrittsdruck statt des totalen Turbineneintrittsdruckes vorgegeben. Zu Beginn der Rechnung werden auf Basis einer automatisierten Mittenschnittrechnung die statischen Drücke an den Schaufelhinterkanten abgeschätzt. Im Gegensatz zu klassischen Verfahren ist der statische Druck auf der zentralen Stromlinie konstant. Es erfolgt eine Variation der Austrittswinkel bis die Kontinuitätsgleichung und die Gleichungen für radiales Kräftegleichgewicht erfüllt sind. Für weitere Details zu SKV bei Turbinen sei auf Genrup [28] verwiesen. Nach Ermittlung der Abströmwinkel erfolgt eine Angleichung der statischen Drücke bei fixen Austrittswinkeln, um den geforderten Massenstrom zu erzielen. Dieses Verfahren ermöglicht die Berechnung von Turbinen, bei denen mindestens eine Stufe sperrt. Dies stellt für viele moderne Turbinenauslegungen den normalen Betriebszustand dar. Bei fertigen Modellen auf Basis des SKV wird auf eine Variation der Austrittswinkel verzichtet und die ermittelten Winkel werden als über den Lastbereich konstant angenommen, da die Turbine als kontinuierlich sperrend approximiert wird. Die bestehende Einschränkung bei Nutzung von SKV ist, dass Strömungen im Überschall nicht berechnet werden können. Diese Einschränkung bezieht sich auf die Absolutgeschwindigkeit und nicht auf die Relativgeschwindigkeit und ist von daher für einen Großteil aktueller Turbinengeometrien nicht relevant.

Die Haupteingangsgrößen des verwendeten SKV sind nachfolgend gelistet:

- Turbineneintrittsmassenstrom \dot{m}_{TI} ,
- mittlerer Turbineneintrittsdruck als Startwert, inkl. radialer Verteilung, p_{TI} ,
- totale Turbineneintrittstemperatur, ISO 2314 [32], inkl. radialer Verteilung, T_{TI} ,
- Kühl- und Sperrluft: Massenströme und Totaltemperaturen,
- statischer Turbinenaustrittsdruck $p_{TI,stat}$,
- Gaszusammensetzungen für Abgasmassenstrom und SAS,
- Drehzahl n .

Die Eingangsgrößen des SAS in das SKV, also Sperr- und Kühlluftmassenströme sowie deren Temperatur, werden in einem vereinfachten Verfahren bestimmt, um die Einbindung weiterer Modelle in den Kalibrierungsprozess zu vermeiden. Die Temperaturen des SAS werden auf Basis vorhandener Variationsrechnungen interpoliert, wohingegen die Massenströme linear mit dem Turbineneintrittsmassenstrom skaliert werden. Es ist bekannt, dass diese Annahmen

leicht von dem realen Verhalten abweichen. Diese Abweichung wird also mit in die Kalibrierung der Verlustkorrelationen eingehen. So lange auch für das kalibrierte SKV die Annahmen bezüglich des SAS verwendet werden, ist das System konsistent und die Lösung behält ihre Gültigkeit.

5.2.2 Verwendete Verlustmodellierung

Die im SKV implementierten Verlustkorrelationen berücksichtigen die folgenden Effekte:

- Y_P : Profilverluste (inkl. Verluste durch Fehlanströmung) ,
- Y_{HK} : Hinterkantenverluste,
- Y_{SEK} : Sekundärströmungsverluste,
- Y_{SP} : Spaltverluste.

Die Definition des Totaldruckverlustes Y_t und der Zusammenhang mit den einzelnen Verlustanteilen ergibt sich nach den aufeinander aufbauenden Definitionen von Ainley und Mathieson [1], Dunham und Came [20], sowie Kacker und Okapuu [35], zu

$$Y_t = \frac{p_{t,Ein} - p_{t,Aus}}{p_{t,Aus} - p_{s,Aus}} = Y_P \cdot f(Re) + Y_{HK} + Y_{SEK} + Y_{SP} \quad (5-31)$$

Die vereinfachte Darstellung der komplexen Strömungsverhältnisse in der Turbinenbeschaufelung ist in Bild 5-27 dargestellt.

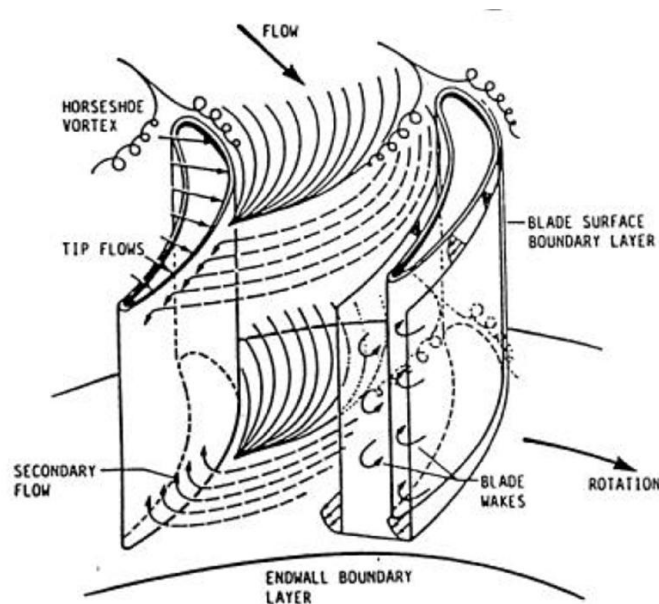


Bild 5-27: Strömungsphänomene innerhalb einer Turbinenkaskade, Denton [15]

Profilverluste sind hauptsächlich auf Verluste in den Grenzschichten zurückzuführen. Die verwendete Korrelation entspricht in weiten Teilen der allgemeinen Profilverlustkorrelation

$$Y_P = 0.914 \left(\frac{2}{3} \cdot K_P \cdot Y_{P,i=0} + Y_{Schock} \right) \cdot CFM. \quad (5-32)$$

Der erste Faktor in der obigen Gleichung ist auf Kacker und Okapuu [35] zurückzuführen, während der Faktor 0.66 vor allem der Verbesserung der Geometrien seit Entwicklung der ursprünglichen Korrelationen Rechnung trägt. Der für die Profilverlustkorrelation benötigte minimale Profilverlust ergibt sich zu

$$Y_{P,i=0} = \left\{ Y_{\beta_{Ein}=0} + \left| \frac{\beta_{Ein}}{\alpha_{Aus}} \right| \cdot \frac{\beta_{Ein}}{\alpha_{Aus}} \cdot [Y_{P,\beta_{Ein}=\alpha_{Aus}} - Y_{\beta_{Ein}=0}] \right\} \cdot \left(\frac{t_{max}/c}{0.2} \right)^{\frac{\beta_{Ein}}{\alpha_{Aus}}}. \quad (5-33)$$

Die benötigten Basisverlustwerte können den Diagrammen, vorgestellt von Kacker und Okapuu [35], entnommen werden. Der Faktor K_P trägt dem Umstand Rechnung, dass die Profilverluste bei niedrigen Geschwindigkeiten ermittelt wurden und beträgt

$$K_P = 1 - 1.25(Ma_{Aus} - 0.2) \cdot \left(\frac{Ma_{Ein}}{Ma_{Aus}} \right)^2. \quad (5-34)$$

Der Faktor CFM dient der Modellierung von Kompressibilitätseffekten an der Schaufelhinterkante und ergibt sich nach Kacker und Okapuu [35] zu

$$CFM = 1 + 60(Ma_{Aus} - 1)^2. \quad (5-35)$$

Die Hinterkantenverluste Y_{HK} werden entsprechend der Korrelation von Ainley und Mathieson [1] bestimmt, wobei ζ_{HK} der Verlustkoeffizient der kinetischen Energie ist,

$$Y_{HK} = \frac{\left[1 - \frac{\kappa-1}{2} \cdot Ma_{Aus}^2 \cdot \left(\frac{1}{1-\zeta_{HK}} - 1 \right) \right]^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} - 1}{1 + \frac{\kappa-1}{2} \cdot Ma_{Aus}^2}. \quad (5-36)$$

Die Sekundärströmungsverluste berücksichtigen die aerodynamischen Verluste durch Wirbelstrukturen an den Seitenwänden der Beschaufelung. Die verwendete Korrelation

$$Y_{SEK} = 0.0334 \cdot f(AR) \cdot \left(\frac{\cos \alpha_{Aus}}{\cos \alpha_{Ein}} \right) \cdot \left(\frac{C_L}{s/c} \right)^2 \cdot \left(\frac{\cos^2 \alpha_{Aus}}{\cos^3 \alpha_m} \right), \quad (5-37)$$

geht auf die Untersuchung von Ainley und Mathieson [1] sowie Dunham und Came [20] zurück, wobei gilt

$$f(AR) = \begin{cases} 1 - 0.25 \cdot \sqrt{2 - h/c} & h/c \leq 2 \\ \frac{1}{h/c} & h/c > 2 \end{cases}, \quad (5-38)$$

$$\frac{C_L}{s/c} = 2 \cdot (\tan \alpha_{Ein} + \tan \alpha_{Aus}) \cdot \cos \alpha_m, \quad (5-39)$$

$$\alpha_m = \tan^{-1} \left\{ \frac{\tan \alpha_{Ein} + \tan \alpha_{Aus}}{2} \right\}. \quad (5-40)$$

Die Spaltverluste Y_{SP} werden nur für die Laufschaufeln der Turbine berücksichtigt, wobei der Faktor B genutzt wird für die Unterscheidung zwischen Geometrien mit und ohne Verwendung eines Deckbandes

$$Y_{SP} = B \cdot \frac{c}{h} \cdot \left(\frac{k}{c} \right)^{0.78} \cdot \left(\frac{C_L}{s/c} \right)^2 \cdot \frac{\cos^2 \alpha_{Aus}}{\cos^2 \alpha_m}. \quad (5-41)$$

Neben diesen Verlustkorrelationen werden auch die Mischungsverluste durch das Sekundärluftsystem berücksichtigt. Eine gute Übersicht über die vorgestellten und weitere verfügbare Verlustkorrelationen und ihre Unterschiede bietet Wei [73]. Der Einfluss von Alterungseffekten auf diese Verlustkorrelationen wird von Genrup [28] untersucht. Aufgrund der vorgenommenen Korrektur von Alterungseffekten wird jedoch auf eine Berücksichtigung der Ergebnisse von Genrup verzichtet. Die Definition der Metall- und Strömungswinkel der verschiedenen Verlustkorrelationen findet sich in Bild 5-28.

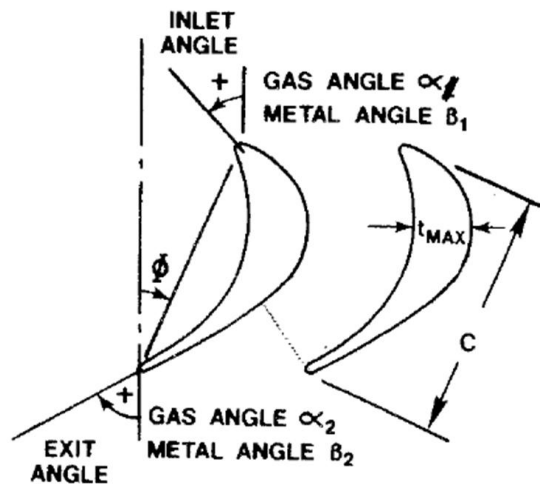


Bild 5-28: Winkeldefinitionen SKV Turbine [30]

Neben diesen aerodynamischen Verlustkorrelationen stellt die Modellierung des Abgasdiffusors der Turbine einen weiteren wichtigen Aspekt des SKV Turbine dar. Die Modellierung des Druckrückgewinns mittels des Druckrückgewinnungsfaktors

$$C_p = \frac{p_{Aus} - p_{Ein}}{0.5 \cdot \rho \cdot c_{Ein}^2} \quad (5-42)$$

innerhalb des Diffusors muss mit großer Sorgfalt erfolgen, da η_{TS} sehr sensibel auf Änderungen des C_p reagiert. In dieser Arbeit erfolgt die Definition des Verlaufs des Druckrückgewinns auf Basis von verfügbaren Messungen an einem skalierten Diffusorprüfstand. Die entwickelte Korrelation definiert den Verlauf des Druckrückgewinns als Funktion des Abströmwinkels der vierten, und damit letzten, Laufreihe der Turbine, Bild 5-29, welcher mit dem Lastpunkt der Turbine korreliert.

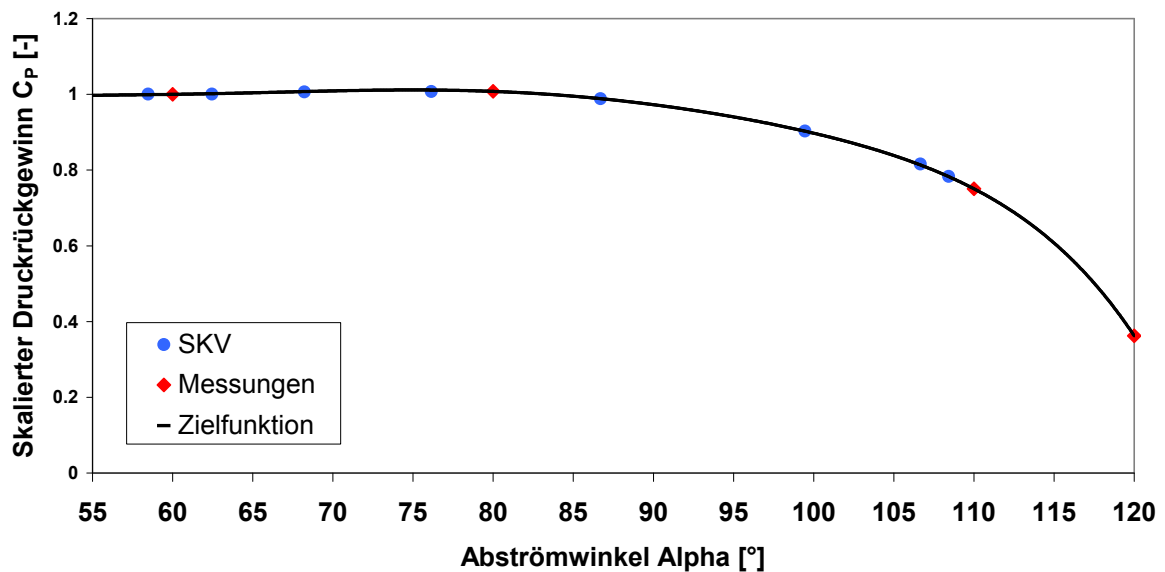


Bild 5-29: Skalierter Druckrückgewinn als Funktion des Abströmwinkels

Die Einstellung des definierten Druckrückgewinns des Diffusors erfolgt innerhalb des SKV anhand der Verlustkoeffizienten für meridionale und in Umfangsrichtung gerichtete Geschwindigkeiten, so dass gilt

$$p_{t,Turbine,II} - p_{t,Diffusor,II} = 0.5 \cdot \rho \cdot (\zeta_{mer} \cdot c_{mer}^2 + \zeta_u \cdot c_u^2). \quad (5-43)$$

Insgesamt entspricht die verwendete Modellierung des SKV in weiten Teilen den üblichen Verlustkorrelationen, so dass den präsentierten Ergebnissen eine allgemeine, qualitative Gültigkeit zugesprochen werden kann.

5.2.3 Kalibrierung

Das Ziel der Kalibrierung ist die Anpassung des SKV für die Turbine an die konsolidierten, flottenrepräsentativen Messwerte der thermodynamischen Auswertung, beschrieben im Kapitel Datenaufbereitung. Diese Messwerte sind frei von alterungsbedingten Effekten und entsprechen im Auslegungspunkt der Flottenstatistik. Die grundlegende Problemstellung ist, dass nur die Ein- und Austrittszustände messtechnisch erfasst werden, wobei die Eintrittsgrößen Druck und Temperatur nur indirekt gemessen werden können. Aus diesem Grund erfolgt eine Kalibrierung des SKV nur für den isentropen Turbinenwirkungsgrad, bei definierten Ein- und Austrittsbedingungen. Diese werden im Rahmen der Kreisprozessrechnung ermittelt und sind somit kein direktes Charakteristikum der Turbine.

5.2.3.1 Zielfunktion

Das Ziel der Kalibrierung ist die Bestimmung der idealen Konfiguration der implementierten Verlustmodelle, welche zu einer besseren Übereinstimmung von Messwerten und Modellrechnung führt. Für die Kalibrierung des SKV Turbine wurde im Gegensatz zur Kalibrierung des SKV Verdichter, siehe Kapitel 5.1.3, die Methode von über den relevanten Betriebsbereich konstanten Kalibrierungsparametern gewählt. Dies hat den Vorteil, dass alle zugrunde liegenden Verlustkorrelationen, siehe Kapitel 5.2.2, ihre allgemein anerkannte und physikalisch plausiblen Charakteristiken beibehalten. Der Nachteil dieses Ansatzes ist, dass die Beeinflussung lastabhängiger Charakteristiken nur durch die Kombination verschiedener Verlustkorrelationen realisiert werden kann. Aufgrund dessen muss mit einer erhöhten Anzahl von Kalibrierungsparametern operiert werden. Für die Kalibrierung des SKV werden folgende Kalibrierungsparameter benutzt:

- Profilverluste Y_P ,
- Sekundärströmungsverluste Y_{SEK} ,
- Hinterkantenverluste Y_{HK} ,
- Spaltverluste Y_{SP} ,
- Deviation / Abströmwinkel α ,
- Druckrückgewinnungsfaktor C_P .

Mit Ausnahme von C_P werden alle Kalibrierungsparameter für jede Schaufelreihe individuell kalibriert. Die Kalibrierung des C_P bezieht sich auf den Betrag des Druckrückgewinns im Auslegungspunkt, der in Bild (5-33) dargestellte Verlauf bleibt bestehen. In Summe stehen somit 37 Parameter für die Kalibrierung des SKV Turbine zur Verfügung. Anzumerken ist, dass für die Turbinenlaufreihe 4 ein Deviationsmodell als Funktion der Abströmmachzahl existiert, das im Rahmen der Kalibrierung nicht modifiziert wird. Die Korrektur der Deviation für diese Laufreihe wirkt additiv auf das bestehende Deviationsmodell, so dass die Abströmcharakteristik der TLa4 über den Lastbereich qualitativ erhalten bleibt.

Ebenso wie für die in Kapitel 5.1.3.1 beschriebene Zielfunktion der Verdichterkalibrierung werden die initialen Kalibrierungsparameter für die Formulierung der Zielfunktion im Zeilenvektor F_{ζ}^- zusammengefasst. Zusätzlich zum Absolutwert der Kalibrierungsparameter werden für die Kalibrierung auch noch die erwarteten Varianzen der Parameter benötigt. Sie werden in der Systemkovarianzmatrix P^- zusammengeführt. Abweichend von der in Kapitel

5.1.3.1 beschriebenen Herleitung gibt es in diesem Fall nur den Turbinenwirkungsgrad η_{TS} als Zielgröße. Damit vereinfacht sich die Zielfunktion von Gleichung (5-18) zu

$$\Delta F_{\zeta} = P^{-} G_T^T \cdot (G_T P^{-} G_T^T + S)^{-1} \Delta \eta_{TS}. \quad (5-44)$$

Entsprechend dem beschriebenen Vorgehens in Kapitel 5.1.3.1 werden die Varianzen in der Matrix P mit jedem Iterationsschritt reduziert. Damit verringert sich auch die Mobilität der Kalibrierungsparameter. Um für jeden Iterationsschritt eine minimale Mobilität der Parameter zu gewährleisten, gilt nach jedem Iterationsschritt

$$P = P + F_p \cdot P_0^{-}. \quad (5-45)$$

Im Gegensatz zur Optimierung des SKV Verdichter konnte auf die Einbringung eines Relaxationsfaktors, Gleichung (5-20), für die Übernahme der ermittelten Änderungen der Kalibrierungsparameter verzichtet werden.

Die Formulierung der Zielfunktion für die Kalibrierung ist nun so gestaltet, dass sowohl den unterschiedlichen Messunsicherheiten der thermodynamischen Auswertungen aus den verschiedenen Betriebszuständen Rechnung getragen wird, als auch eine Gewichtung der zu kalibrierenden Parameter ermöglicht wird. Insbesondere der Gewichtung der zu kalibrierenden Parameter durch die Systemkovarianzmatrix P^{-} kommt eine entscheidende Bedeutung zu, da die Kalibrierung Verlustparameter erfasst, für die keine direkten Messwerte zur Absicherung der Ergebnisse vorliegen. Die Zielfunktion Gl. (5-44) ermöglicht die Gewichtung der Kalibrierungsparameter anhand des Erfahrungsschatzes des Ingenieurs und stellt den ersten Schritt für eine plausible Kalibrierung des SKV Turbine dar. Generell erfordern die bei der notwendigen Linearisierung des SKV auftretenden Abweichungen und die optionale Einbindung von Randbedingungen einen iterativen Prozess zur Erreichung des Optimums.

Wie in Kapitel 5.1.3.1 beschrieben erfolgt die Lösung der Zielfunktion in Matlab unter Verwendung eines Trust-Region Verfahrens, The MathWorks [64]. Für weitere Details sei auf Kapitel 5.1.3.1 verwiesen.

5.2.3.2 Numerisches Ersatzmodell

Die Kalibrierung des SKV für die Turbine auf Basis der flottenrepräsentativen Datensätze, beschrieben in Kapitel 4, welche die erwähnten Unsicherheiten berücksichtigt, beruht auf einem probabilistischen Ansatz. Die Grundlage jeder Optimierung ist die Kenntnis über das Verhalten des Systems, in diesem Fall das SKV Turbine, in Bezug auf die zu kalibrierenden Parameter des Modells.

Dieses numerische Ersatzmodell, Matrix G in Gleichung (5-44), wird durch Variationsrechnung in dem für die Kalibrierung relevanten Bereich generiert. Die Erstreckung des relevanten Bereichs wird auf Basis des durch die Betriebsmessdaten abgedeckten Lastbereichs in der $n_T^* - \Pi_T^*$ -Ebene definiert. Dieser Bereich wird nun automatisiert in 40 Rasterpunkte unterteilt, wobei die Rasterung in Π_T^* -Richtung in zehn Teilschritten und in n_T^* -Richtung in vier Teilschritten erfolgt, siehe Bild 5-30.

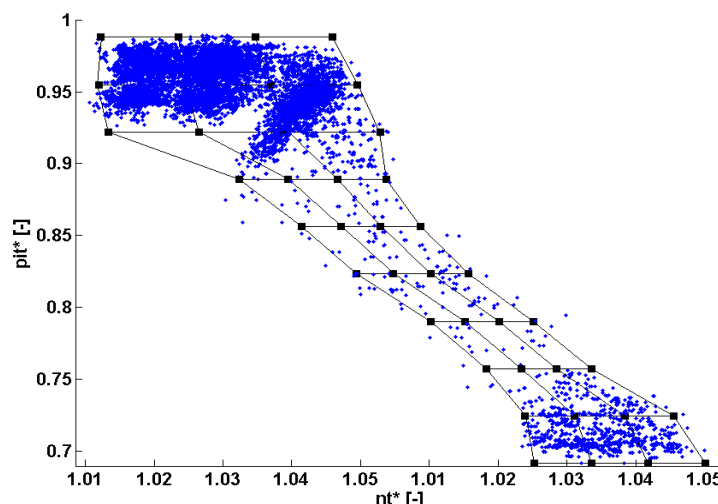


Bild 5-30: Rasterung des für die Kalibrierung relevanten Bereichs

Entsprechend der Darstellung in Kapitel 5.2.1 wird für jeden dieser 40 Rasterpunkte eine Kreisprozessrechnung zur Bestimmung der relevanten Eingangsparameter für das SKV Turbine durchgeführt. Zum Zeitpunkt dieser Kreisprozessrechnung ist das neu erstellte Verdichterkennfeld bereits in das numerische Modell implementiert und liefert somit den Messwerten möglichst entsprechende Ergebnisse. Die Verwendung der reinen Messwerte anstatt der modellierten Kreisprozessrechnungsergebnisse würde eine noch präzisere Bestimmung der Eingangsparameter, z.B. des Turbineneintrittsmassenstrom, ermöglichen. Die nachträgliche Anbindung der Daten des so kalibrierten SKV Turbine könnte jedoch aufgrund der reduzierten, aber weiterhin bestehenden Abweichungen zwischen Rohdaten und

adaptiertem Verdichterkennfeld zu einem verschobenen Turbinenkennfeld führen. Im Sinne bestmöglicher Konsistenz ist also das numerische Modell mit dem Verdichterkennfeld auf Basis des kalibrierten SKV Verdichter zu verwenden. Das für die Kreisprozessrechnungen verwendete Turbinenkennfeld entspricht jedoch noch dem alten Stand. Bei einer Verwendung dieses Kennfeldes könnten Ungenauigkeiten in den Kalibrierungsprozess eingebracht werden. Aus diesem Grund wird ein thermodynamisches Interimsmodell erstellt, dessen Turbinenkennfeld auf einer Antwortfläche der betrieblichen Messwerte beruht und somit auch nur für diesen Bereich gültig ist. Da für die Kalibrierung nur dieser Kennfeldbereich benötigt wird, ist dieses Vorgehen legitim und garantiert, dass auch das Turbinenkennfeld den Messwerten entsprechende Ergebnisse liefert. Somit kann für den durch Messwerte abgedeckten Fahrbereich eine Einprägung von Modellierungsfehlern in den Kalibrierungsprozess ausgeschlossen werden.

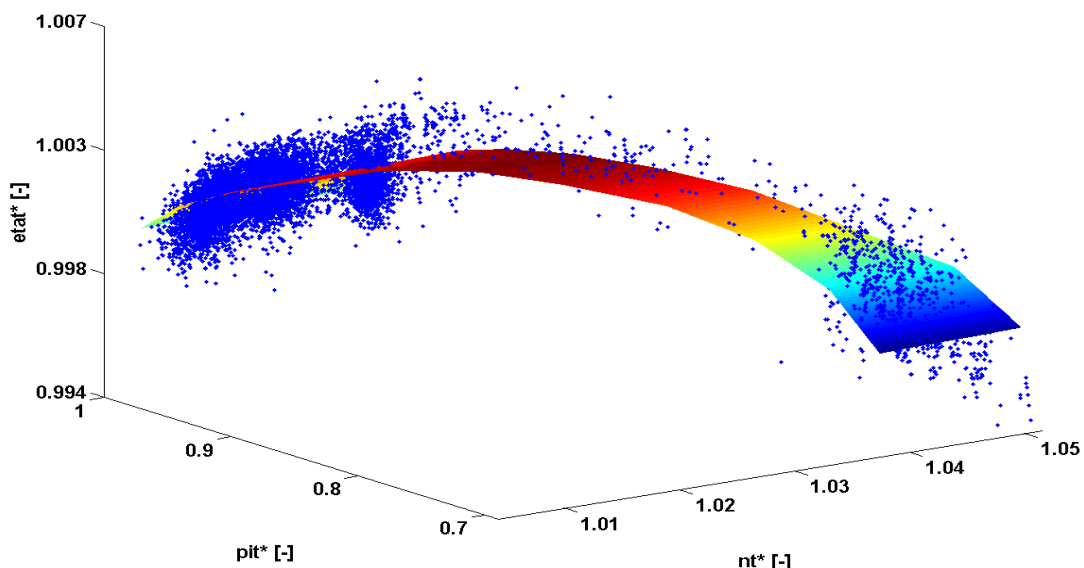


Bild 5-31: Antwortfläche Turbinenwirkungsgrad für das thermodynamische Interimsmodell

Nachdem das Interimsmodell etabliert wurde, erfolgt die Berechnung der Rasterpunkte durch eine iterative Variation der Umgebungsbedingungen (p_{AMB} , T_{AMB} , ϕ), der LSV und der Turbineneintrittstemperatur $T_{TI,ISO}$ im Rahmen der Kreisprozessrechnung. Hierbei werden die Grenzen der einzelnen Parametervariation durch die Verteilung der vorhandenen Messwerte definiert. Da nicht alle benötigten Parameter im Rahmen der Kreisprozessrechnung bestimmt werden können, muss zum Beispiel für die Berechnung der Temperaturen des Sekundärluftsystems auf Korrelationen auf Basis der Ergebnisse des kalibrierten SKV Verdichter zurückgegriffen werden. Diese polynombasierten Korrelationen definieren sowohl den Massenstrom als auch die Temperatur für die insgesamt sieben SAS-Entnahmestellen.

Nach Abschluss der Kreisprozessvariationsrechnungen steht für jeden der 40, die Grundlage der Kalibrierung bildenden, Rasterpunkte ein Set der benötigten Eingabeparameter für das SKV Turbine, inklusive der SAS-Daten, zur Verfügung. Der Satz der Eingabeparameter wird von dem Kalibrierungsskript eingelesen, das SKV Turbine aufgerufen und der erste Betriebspunkt des Rasters aus Bild 5-30 berechnet. Hierbei können aufgrund der Verwendung der Pressure Control Method im SKV Differenzen bezüglich p_{Tl} auftreten, so dass die sich ergebende Differenz im Turbinenwirkungsgrad zwischen SKV und Messung nicht zwangsläufig dem gleichen Betriebspunkt entstammt und somit zu Fehlkalibrierungen führen könnte. Die Einstellung des Π_T kann im Gegensatz zur Kalibrierung des SKV Verdichter über eine relativ simple Variation des Abströmwinkels der ersten Leitreihe erreicht werden. Hierfür wird in das Kalibrierungsskript ein Newton-Raphson Verfahren zur Realisierung des benötigten Abströmwinkels implementiert. Auf diese Weise wird sichergestellt, dass für beide Systeme, Vorgabewert und SKV, das gleiche Tripel aus n_T^* , Π_T^* und η_{TS} ermittelt wird. Aufgrund dieses Vorgehens ergibt sich bei der Kalibrierung des SKV Turbine auch nur eine Zielgröße, und nicht zwei Zielgrößen, wie es beim SKV Verdichter umgesetzt wurde. Wenn die ermittelten Variationen des $\Delta\alpha_{Leitl}$ den Erwartungswert jedoch überschreiten würden, müsste eine generelle Kalibrierung auch im Hinblick auf Π_T , äquivalent zum SKV Verdichter, erfolgen. In diesem Beispiel liegen die notwendigen Variationen jedoch im erwarteten Bereich. Dieses Vorgehen bedingt allerdings, dass das $\Delta\alpha_{Leitl}$ nicht Teil der Kalibrierung mit dem Ziel der Adaptierung des Turbinenwirkungsgrades sein kann.

Nachdem nun für den zu untersuchenden Rasterpunkt aus Bild 5-30 die Prozessgrößen, die SAS-Daten und die Deviation der $TLe1$ vorhanden sind, kann die Parametervariation im jeweiligen Betriebspunkt gestartet werden. Hierbei wird jeder der vorhandenen Kalibrierungsparameter aus Gleichung (5-44) separat in positiver und negativer Richtung variiert. Sollte sich eine Variation auf das Π_T auswirken, greift der implementierte Newton-Raphson Algorithmus, um das ursprüngliche Druckverhältnis wiederherzustellen. Die Höhe der Variation richtet sich nach der dem Parameter über die Systemkovarianzmatrix P zugeordneten Varianz. Dieser Ansatz wurde gewählt, da eine hohe Varianz eine hohe Unsicherheit des Parameters anzeigt und somit eine starke Änderung im Rahmen des Tunings wahrscheinlich ist. Daher muss auch die Linearisierung ein größeres Intervall umfassen. Im Rahmen des iterativen Tuningprozesses wird die Varianz der einzelnen Kalibrierungsparameter immer weiter reduziert, so dass auch die Linearisierungsintervalle präziser werden. Gleichung (5-49) stellt dabei sicher, dass in jedem Iterationsschritt eine

Mindestintervallgröße für die Linearisierung vorhanden ist, um numerische Ungenauigkeiten bei der Linearisierung zu vermeiden.

Nachdem die Gradienten des SKV Turbine an den 40 Rasterpunkten für die 37 Kalibrierungsparameter bestimmt wurden, werden die Gradienten jedes Kalibrierungsparameters über ein separates NEM mit 15 Koeffizienten als Funktion von n_T^* und Π_T^* beschrieben. Insgesamt verfügen die NEM also über 555 Koeffizienten. Mit diesen NEM kann nun für jeden Messpunkt die Reaktion des SKV Turbine auf einen modifizierten Kalibrierungsparameter im Hinblick auf η_{TS} vorhergesagt werden. Die Übertragung des Verhaltens des SKV Turbine im Hinblick auf die Sensitivität des η_{TS} auf die Kalibrierungsparameter für die weit über tausend Messpunkte gelingt so mit einem vergleichsweise geringen Rechenaufwand und erhöht daher die Geschwindigkeit des Kalibrierungsprozesses deutlich. Nach Bestimmung der Systemmatrix G auf Basis des numerischen Ersatzmodells kann die Lösung der Gleichung (5-44) bestimmt werden. Für weitere Details sei auf Zwingenberg et al. [83] verwiesen. Insgesamt bleibt festzuhalten, dass eine höhere Anzahl an Teillastmesspunkten im mittleren Lastbereich wünschenswert wäre, aufgrund verschiedenster Aspekte die meisten GuD-Anlagen jedoch nur selten in diesen Lastpunkten betrieben werden. Insofern spiegelt die Punkteverteilung die reale Betriebsweise gut wieder. Die Verteilung gibt so auch die Gewichtung entsprechend der realen Erfordernisse wieder, nämlich sehr hohe Relevanz für Grundlast, mittlere Relevanz für niedrige Teillast und geringe Relevanz für mittlere Teillast. Aus diesem Grund wurde auf eine Gewichtung der Messwerte im Rahmen der Kalibrierung verzichtet.

5.2.3.3 Randbedingungen

Die Implementierung von Randbedingungen in den Kalibrierungsprozess ist notwendig, da die initial gewählten Varianzen der Kalibrierungsparameter in der Matrix P , Gleichung (5-44), welche die Gewichtung der einzelnen Parameter vornimmt, in ihrer Kombination teilweise zu unplausiblen beziehungsweise unerwünschten Kalibrierungsergebnissen führen können. Aus diesem Grund wird in den Prozess die Möglichkeit zur Einbringung von direkten und indirekten Randbedingungen implementiert. Direkte Randbedingungen limitieren das maximal erlaubte Delta der Kalibrierungsparameter ΔF_ζ , während indirekte Randbedingungen eine Limitierung des maximal erlaubten Deltas von sekundären, also durch die Kalibrierungsparameter beeinflussten, Kenngrößen realisieren.

Die Umsetzung der direkten Randbedingungen in der Zielfunktion erfolgt unter Limitierung der Varianzen in der P-Matrix bei Überschreiten der absoluten Grenzen der limitierten Kalibrierungsparameter. Das Verfahren zur Reduktion der Kovarianzen wird im Detail am Beispiel der indirekten Randbedingungen erläutert.

Die Implementierung der indirekten Randbedingungen erfordert numerische Ersatzmodelle, welche die Änderungen der Kalibrierungsparameter in den beschränkten Raum der sekundären Kenngrößen überführen.

Die für die Kalibrierung des SKV Turbine berücksichtigten sekundären Randbedingungen sind:

- Änderung der Totaltemperatur $T_{T,OK}$,
- Änderung des Stufenwirkungsgrades η_{stufe} .

Beide sekundären Limitierungen gelten reihenweise bzw. stufenweise, so dass insgesamt zwölf indirekte Randbedingungen den Kalibrierungsraum limitieren. Die schaufelreihenweise Limitierung der lebensdauerrelevanten Totaltemperatur bezieht sich auf die heißeste Position der jeweiligen Schaufel. Dieser Parameter wurde aus zwei Gründen gewählt. Zum einen, da eine zu große Abweichung dieses Parametertyps eine komplette Neubewertung der Schaufellebensdauern und damit aller darauf basierenden Aussagen bedingen würde und zum anderen, da eine starke Anhebung der $T_{T,OK}$ im Rahmen der Kalibrierung den erlaubten Betriebsbereich der Schaufeln überschreiten würde und somit Schäden an der Schaufelgeometrie auftreten müssen, wie sie im Realfall noch nicht beobachtet worden sind. Der zweite Parameter limitiert die Änderung des Stufenwirkungsgrades im Rahmen der Kalibrierung und kann als maximale Auslegungsvarianz beim Turbinendesign in der Kalibrierung berücksichtigt werden.

Insgesamt ergibt sich somit ein Bedarf von weiteren 49 numerischen Ersatzmodellen, welche analog zu den NEM für den Turbinenwirkungsgrad erstellt werden. Insgesamt wird ein Satz von 735 Koeffizienten zur geeigneten Beschreibung der sekundären Randbedingungen mittels NEM für das SKV Turbine verwendet.

Die sekundären Randbedingungen greifen nach Auswertung der Lösung von Gl. (5-44) ein. Die neuen Kalibrierungsparameter werden mittels des numerischen Ersatzmodells in den jeweils limitierten Lösungsraum überführt und mit den nutzerspezifischen Grenzwerten abgeglichen. Im Falle einer Überschreitung wird die jeweilige Randbedingung aktiv und führt

zu einer schrittweisen Reduktion der Varianz in der Matrix P^* . Diese schrittweise Reduktion ist notwendig, da die Lösung von Gl. (5-44) nicht linear auf eine Änderung der Matrix P reagiert. Weiterhin muss bei der Umsetzung der indirekten Randbedingungen beachtet werden, dass die Sensitivität des aktiven limitierten sekundären Parameters, zum Beispiel $T_{T,OK}$ für die TLe3, betriebspunktvariabel und auf mehrere Kalibrierungsparameter verteilt ist. Daher sind mehrere Kalibrierungsparameter simultan limitiert. Um dennoch eine geeignete Reduktion der Varianzen zur Einhaltung der Randbedingungen erzielen zu können, wird folgendes Vorgehen gewählt: Im ersten Schritt werden die Gradienten der jeweiligen Kalibrierungsparameter über die 40 Lastpunkte des Rasters gemittelt, so dass gilt

$$\bar{\nabla} \eta_{T TOK, TLE3} = \sum_{k=1}^{40} \nabla \eta_{T TOK, TLE3}(:, k). \quad (5-46)$$

Der so bestimmte Vektor enthält nun die lastpunktgemittelten Gradienten für jeden Kalibrierungsparameter. Im zweiten Schritt wird nun der Anteil des Gradienten des einzelnen Kalibrierungsparameters an den aufsummierten Gradienten zu

$$\bar{\nabla} \eta_{T TOK, TLE3, REL} = \sum_{k=1}^{37} \frac{\bar{\nabla} \eta_{T TOK, TLE3}(k, 1)}{\sum_{k=1}^{37} \bar{\nabla} \eta_{T TOK, TLE3}(k, 1)}. \quad (5-47)$$

bestimmt. Die Darstellung der relativen Gradienten am Beispiel des Stufenwirkungsgrades für Stufe 3 ist in Bild 5-32 aufgeführt.

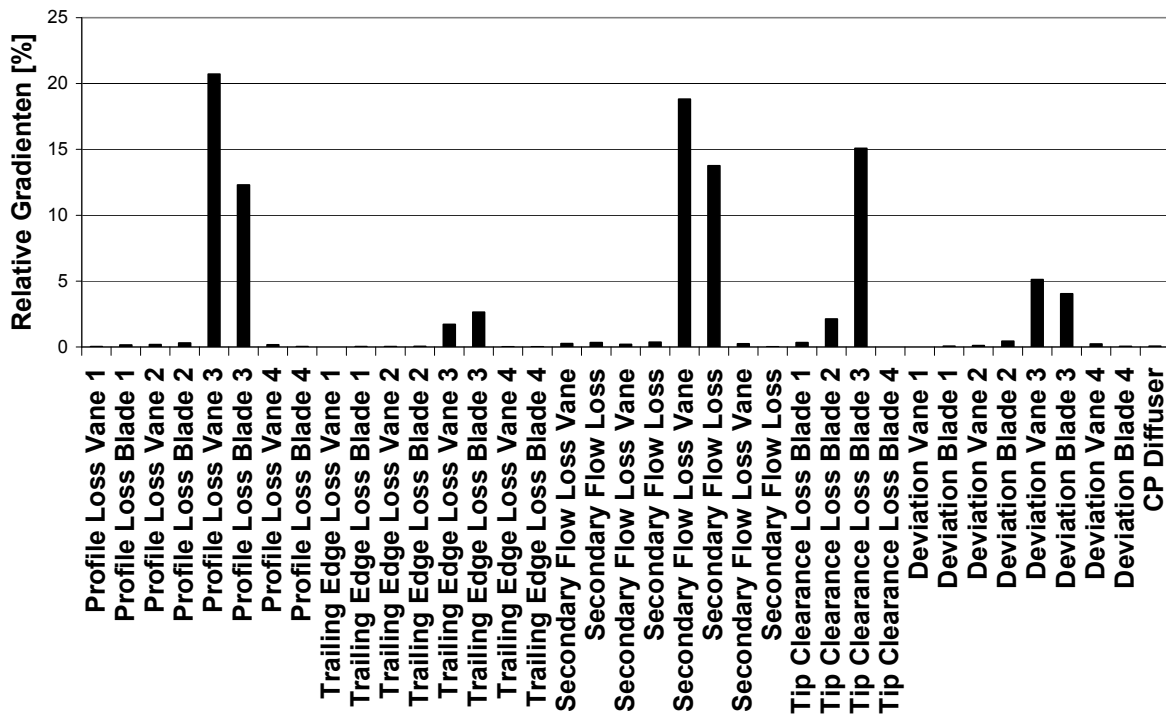


Bild 5-32: Relative Gradienten des isentropen Turbinenwirkungsgrades in Stufe 3

Anhand des relativen Verteilungsschlüssels, siehe Bild 5-32, erfolgt nun die Berechnung der Schrittweite für die Reduzierung der Varianzen

$$\Delta\sigma_k^2 = \bar{\nabla} \eta_{TTOk, TLE3, REL} \cdot \sigma_k^2 \quad k = 1 \dots 37 \quad (5-48)$$

in der Matrix P, welche letztlich zur Einhaltung der geforderten Randbedingungen führen. Im Rahmen der Reduktion der Varianzen ist zwingend auf eine Beibehaltung der sich im Rahmen der Evolution der Kalibrierung entwickelnden Korrelationen innerhalb der Kovarianzmatrix P zu achten. Eine Reduktion der Varianz muss also bei konstanten Korrelationskoeffizienten erfolgen, so dass gilt

$$r_{i,k} = \frac{\text{cov}(i,k)}{\sqrt{\text{var}(i) \cdot \text{var}(k)}} = \text{konst..} \quad (5-49)$$

5.2.3.4 Zusammenfassung Kalibrierung

Nachdem in den vorangegangenen Kapiteln die Details der Zielfunktion für die Kalibrierung, das verwendete numerische Ersatzmodell, die Rasterung des Datensatzes und die Handhabung der Randbedingungen diskutiert wurden, soll in diesem Kapitel nun eine Gesamtübersicht

über den Kalibrierungsprozess für das SKV Turbine gegeben werden. In Bild 5-33 ist der Kalibrierungsprozess schematisch dargestellt.

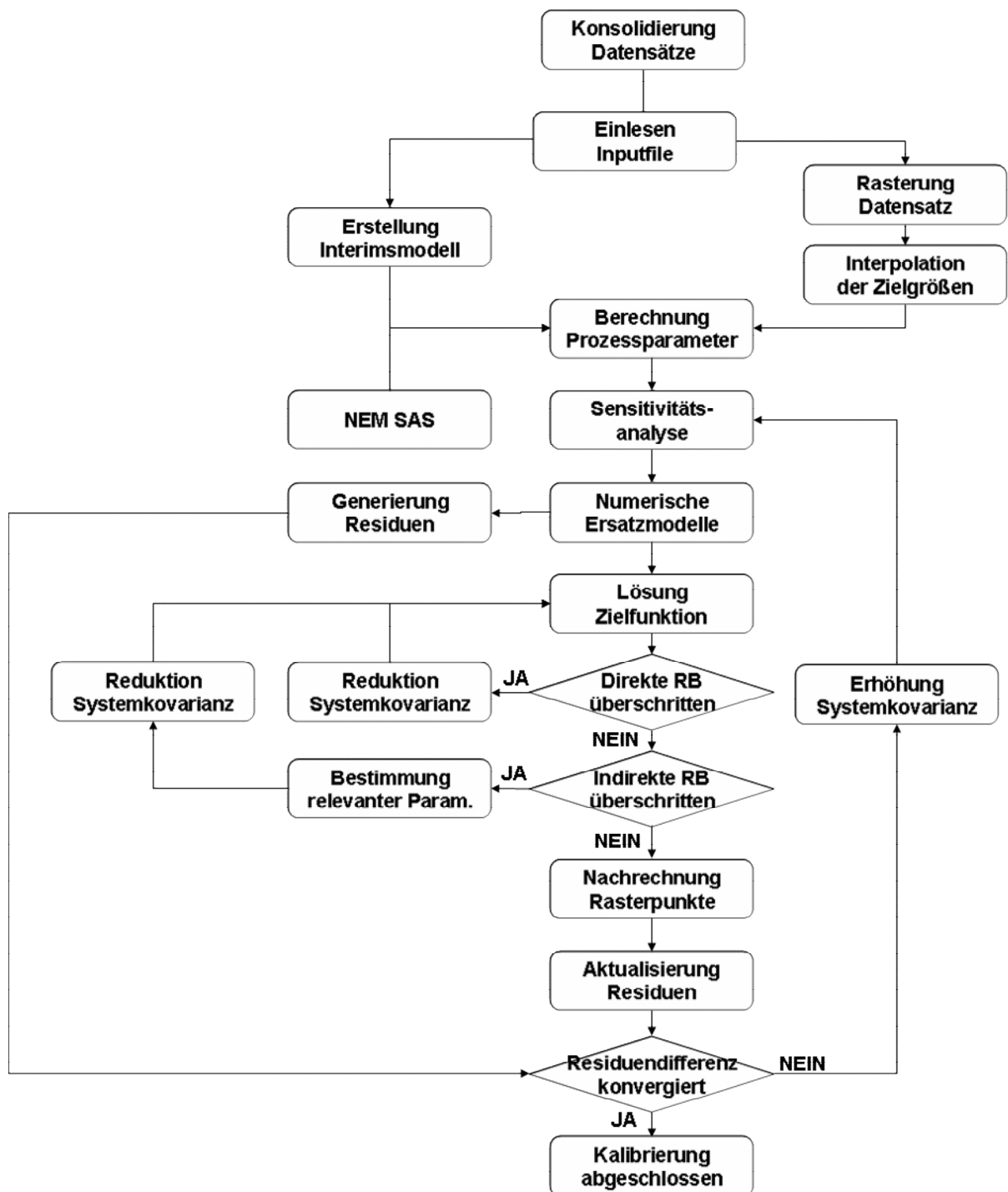


Bild 5-33: Flussdiagramm der Kalibrierung für das SKV Turbine

Die Konsolidierung des Datensatzes als erster relevanter Punkt wurde in Kapitel 4.4.3 erläutert und dient der Zusammenfassung der unterschiedlichen Datensätze zu einem Gesamtdatensatz. Im nächsten Schritt wird die Eingabedatei eingelesen. In dieser

Eingabedatei wird definiert, welcher der im Skript hinterlegten Parameter für die Kalibrierung berücksichtigt werden soll, welcher Startwert für die Kalibrierung verwendet werden soll, welches 95%-Konfidenzintervall diesem Startwert zugeordnet ist sowie die absoluten Randbedingungen für die minimale und die maximale Auslenkung des zu kalibrierenden Parameters. Weiterhin können indirekte Randbedingungen für die Änderungen in der Totaltemperatur auf der Schaufeloberfläche oder des Stufenwirkungsgrades angegeben werden. Die nächsten Schritte erfolgen unabhängig voneinander. Als erstes wird der konsolidierte Gesamtdatensatz gerastert und die Zielgröße η_{TS} mittels eines polynomischen Ersatzmodells interpoliert, siehe Kapitel 5.2.3.2. Parallel hierzu wird auf Basis des konsolidierten Datensatzes ein numerisches thermodynamisches Interimsmodell erstellt, siehe Bild 5-31, welches ein an den Messdatensatz adaptiertes Turbinenkennfeld enthält. Mit diesem Modell werden nun die Prozessparameter für die ermittelten Rasterpunkte auf Basis thermodynamischer Kreisprozessrechnungen ermittelt. Aufgrund der hohen Detailtiefe des SKV Turbine werden auch Informationen über das SAS benötigt. Diese werden anhand des NEM SAS auf Basis des kalibrierten SKV Verdichter ermittelt, so dass die Konsistenz zwischen den verschiedenen SKV gewahrt ist.

Im Rahmen der in Kapitel 5.2.3.2 beschriebenen Sensitivitätsanalyse wird ein numerisches Modell des SKV Turbine erzeugt, mit dem sowohl die Vorhersage der Komponentencharakteristika bezüglich η_{TS} als auch die Beschreibung des Verhaltens bei Modifikation der einzelnen Kalibrierungsparameter möglich ist. Mit diesem numerischen Ersatzmodell ist es nun bereits möglich, die initialen Residuen des unkalibrierten SKV Turbine zu bestimmen. Neben diesen für die Residuenbestimmung relevanten NEM werden noch weitere NEM auf Basis des SKV Turbine erstellt. Diese zusätzlichen NEM beschreiben die Abhängigkeiten der indirekt limitierten Parameter als Funktion der Kalibrierungsparameter.

Im nachfolgenden Schritt wird mit Hilfe des numerischen Ersatzmodells für $\eta_{T,S}$ die Systemmatrix G erstellt, so dass die Lösung der Zielfunktion möglich ist. Falls direkte oder indirekte Randbedingungen gesetzt sein sollten, werden diese nach Lösung der Zielfunktion auf Relevanz überprüft und eventuell eine schrittweise Korrektur der Systemkovarianzmatrix P vorgenommen, bis keine der Randbedingungen mehr verletzt ist. Eine detaillierte Beschreibung der Umsetzung von direkten und indirekten Randbedingungen wurde in Kapitel 5.2.3.3 gegeben.

Nach Lösung der Zielfunktion werden die neuen Kalibrierungsparameter berechnet. Hierzu erfolgt im Betriebspunkt des ersten Rasterpunktes eine schrittweise Annäherung an die neuen Kalibrierungsparameter, da je nach Stärke der Modifikation das Konvergenzverhalten negativ beeinflusst werden kann. Wenn die volle Änderung der Kalibrierungsparameter erreicht wurde, werden erneut alle Rasterpunkte mit dem nun modifizierten SKV Turbine berechnet. Hierbei erfolgt keine erneute Sensitivitätsanalyse. Diese Nachrechnung dient dazu, den Einfluss der Kalibrierungsparametervariation auf die Zielgrößen zu erfassen und in einem numerischen Ersatzmodell zu beschreiben. Mit diesem neu adaptierten Modell können nun die neuen Residuen berechnet werden. Die Kalibrierung wird als konvergiert angesehen, wenn die Änderung der Residuen innerhalb eines Iterationsschrittes unterhalb eines definierten Schwellwertes liegt. Dies wird üblicherweise nach 10-15 Iterationsschritten erreicht.

Zu Beginn jeder neuen Sensitivitätsanalyse werden die Kovarianzen in der Matrix P um einen definierten Betrag angehoben. Dies sichert die Mobilität der Kalibrierungsparameter, auch wenn deren Kovarianz im vorangegangenen Iterationsschritt aufgrund von Limitierungen stark reduziert wurde. Ein weiterer wichtiger Aspekt für die Anhebung der Systemkovarianz liegt in der Berechnung der Schrittweite der benötigten Linearisierung der einzelnen Parameter auf Basis der ihnen zugeordneten Varianzen. Eine zu niedrige Varianz würde zu Linearisierungsfehlern aufgrund von Rundungsfehlern führen und könnte unplausible Ergebnisse hervorrufen. Nach erfolgter Konvergenz der Residuen werden die finalen Koeffizienten der Kalibrierungsparameter sowie die Koeffizienten für die NEM der indirekt limitierten Parameter in einer Ergebnisdatei gespeichert.

5.2.4 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Kalibrierung präsentiert. Hierbei wird vor allem Wert auf die globale statistische Auswertung der Residuen gelegt. Weiterhin wird deren qualitative Verteilung dargestellt und interpretiert.

Die Kalibrierung wird mit den ursprünglichen Belegungen der Kalibrierungsparameter gestartet, so dass die 37 Tuningkoeffizienten initial zu Null gesetzt werden. In Bild 5-34 wird die Evolution der acht Tuningkoeffizienten über die insgesamt zehn Iterationsdurchläufe dargestellt. Wie erwartet zeigen die Tuningkoeffizienten in den ersten zwei bis drei Iterationsschritten die größten Änderungen. Ein Großteil der Parameter geht bereits nach fünf Iterationsdurchläufen in einen horizontalen Verlauf über. Insbesondere die Parameter der

vierten Stufe benötigen jedoch bis zu zehn Iterationsdurchläufe bis ein konvergenter Verlauf erzielt werden kann. Dies ist insbesondere unter Berücksichtigung der Ergebnisse aus Kapitel 2.2.1 zu erwarten, da die Verlustcharakteristik der vierten Turbinenstufe den größten Einfluss auf die Gesamtcharakteristik des SKV Turbine über den gesamten Lastbereich hat.

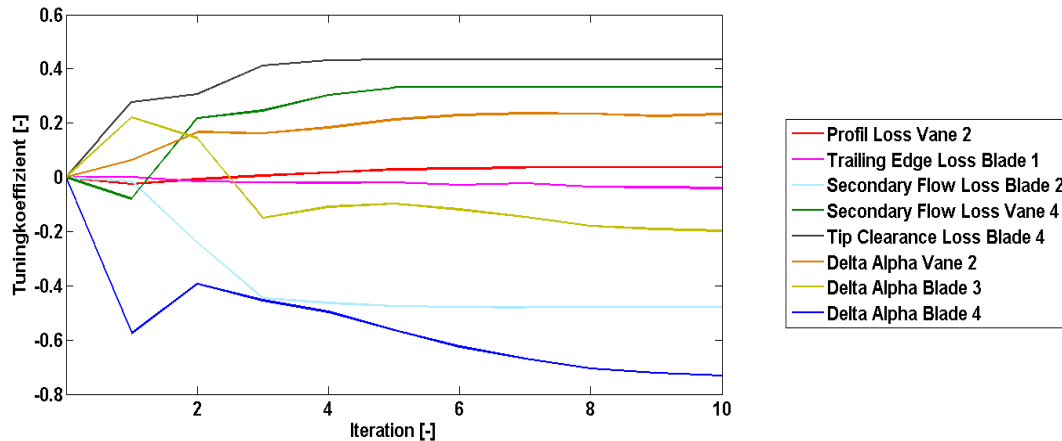


Bild 5-34: Evolution exemplarischer Tuningkoeffizienten

In der Bewertung bleibt festzuhalten, dass die Tuningkoeffizienten aufgrund der gewählten Varianzen in der P- Matrix über eine ausreichende Mobilität verfügen und einer konvergenten Lösung harmonisch zustreben. Ausgehend von den ermittelten Tuningkoeffizienten erfolgt die Bewertung der Ergebnisse, für die neue Gestaltung der Verlustmodellierung, auf Basis der Änderung der Residuen für $\eta_{T,S}$. Die Residuen werden hierbei entsprechend

$$\Delta\eta_{T,S} = \frac{\eta_{T,S,Kal.} - \eta_{T,S,Orig}}{\eta_{T,S,Orig}} \cdot 100 \quad (5-50)$$

berechnet. Bei der Darstellung der ermittelten Residuen müssen diese in einem 3-dimensionalen Raum aufgespannt werden. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden in Bild 5-35 die Residuen als separate zweidimensionale Projektionen über dem Turbinendruckverhältnis Π_T^* und der reduzierten Turbinendrehzahl n_T^* aufgetragen.

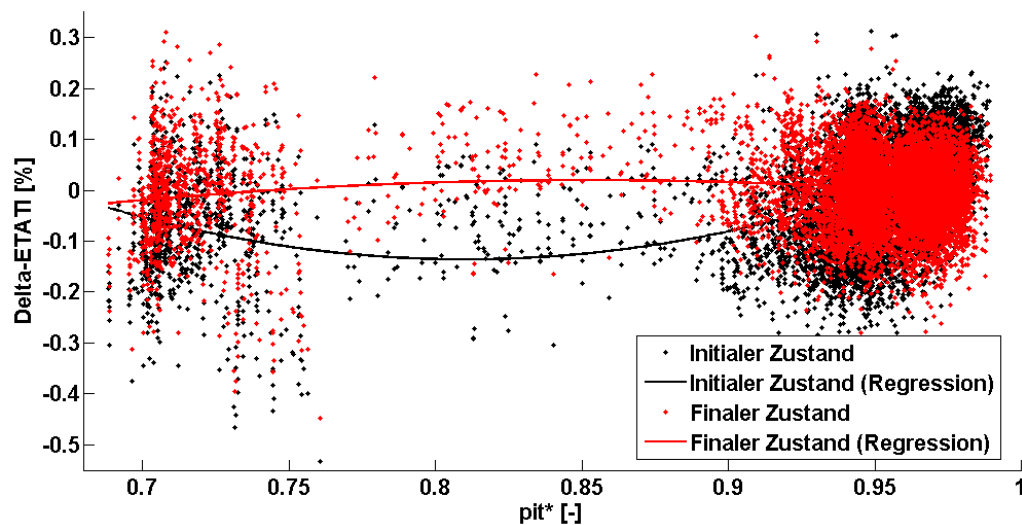


Bild 5-35: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Turbine und Messwerten über Π_T^*

Das unkalibrierte SKV Turbine in Bild 5-35 zeigt bei Betrachtung der reinen Punkteverteilung der Residuen zum einen nur leichte Abweichungen zu den Messwerten und zum anderen nur eine leichte Veränderung verglichen mit dem finalen Zustand nach der Kalibrierung. Dies bedeutet, dass, anders als beim SKV Verdichter, das initiale SKV Turbine bereits eine recht gute Anpassung aufweist und ein vermeintlich geringer Kalibrierungsbedarf besteht. Um die Unterschiede der Residuen für den initialen und den finalen Zustand besser zu verdeutlichen, wurde eine Regression zweiter Ordnung für beide Zustände hinzugefügt. Auf dieser Basis ist zu erkennen, dass die Residuen des unkalibrierten SKV Turbine insbesondere bei Grundlast einen deutlichen Trend als Funktion des Π_T^* aufweisen, der nach der Kalibrierung komplett korrigiert wird. Auch die Abweichung im mittleren Lastbereich des initialen SKV kann durch die Kalibrierung nahezu komplett eliminiert werden. Die Auswertung der Regression der Residuen des finalen Zustandes zeigt einen Verlauf der nahezu unabhängig von Π_T^* ist. Die verbleibende Abweichung der Regressionsfunktion beträgt im Maximum 0.025% Punkte. Insgesamt zeigen die Residuen des finalen Zustandes somit einen nahezu linearen Verlauf über dem Π_T^* mit einer Streubreite, wie es für nicht kalibriert gemessene Daten zu erwarten ist.

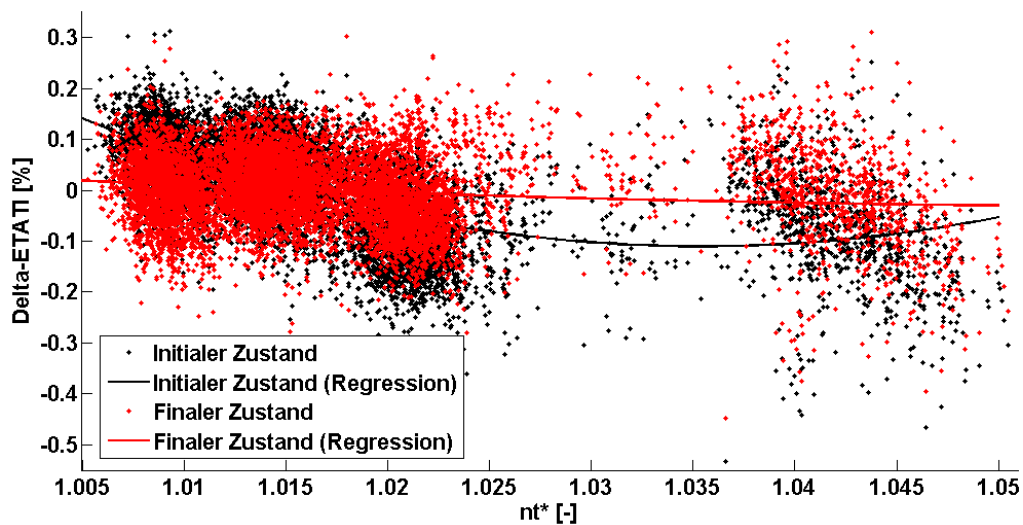


Bild 5-36: Wirkungsgraddifferenz zwischen SKV Turbine und Messwerten über n_T^*

Bei Auswertung von Bild 5-36 zeigt sich ebenfalls, dass das originale SKV Turbine bereits sehr gut kalibriert war, so dass die Residuen für den initialen und den finalen Zustand sehr eng beieinander liegen. Aus diesem Grund sind auch hier Regressionen zweiter Ordnung eingefügt worden, um den qualitativen Trend besser visualisieren zu können. Hierbei zeigt sich, dass die Residuen des initialen SKV Turbine insbesondere im Bereich der Grundlast eine deutliche Abhängigkeit von n_T^* aufweisen, so dass hier von einer unzureichenden Anpassung gesprochen werden kann. Die maximale Abweichung liegt bei 0.15% Punkten. und ist daher als signifikant einzustufen. Im Gegenzug zeigt das kalibrierte SKV nahezu keine funktionale Abhängigkeit der Residuen von n_T^* . Die beobachtbare maximale Abweichung liegt bei 0.025% Punkten in tiefer Teillast und ist daher als akzeptabel einzustufen. Insgesamt zeigen die Residuen des finalen Zustandes somit einen nahezu linearen Verlauf als Funktion von n_T^* mit einer Streubreite, wie es für nicht kalibriert gemessene Daten zu erwarten ist.

Um einen Einfluss des verwendeten NEM auf die Residuenberechnung auszuschließen, wird auch hier das für die Residuen maßgebliche NEM auf seine Präzision bei der Beschreibung der Messdaten untersucht. Die Residuen des NEM entsprechen in der Höhe der Messunsicherheit und weisen keine Trends über der Last oder der reduzierten Drehzahl auf, so dass ein Einfluss auf die Residuenberechnung ausgeschlossen wird.

Die quantitative Analyse in Form einer statistischen Auswertung der Ergebnisse in Bezug auf den Turbinenwirkungsgrad ist in Tabelle 5-9 dargestellt. Die Werte zeigen, dass bereits das initiale SKV im Erwartungswert nur minimale Abweichungen aufweist und somit auch nur

eine marginale Verbesserung erzielt werden konnte. Es wurde jedoch eine signifikante Reduktion der Standardabweichung der Residuen um 24% erreicht. Dies zeigt deutlich die verbesserte Anpassung des SKV Turbine an den Messdatensatz. Die reduzierte Standardabweichung ist zu einem großen Teil auf die verbesserte Anpassung in Grundlast zurückzuführen, wie es den vorangegangenen Residuendarstellungen zu entnehmen ist.

	Erwartungswert	Standardabweichung
Initialer Zustand	2.281e-004%	0.09683 %-Pkt.
Finaler Zustand	5.368e-005%	0.07377 %-Pkt.

Tabelle 5-9: Statistische Auswertung der Residuen für den Turbinenwirkungsgrad

Der qualitativen Bewertung der Ergebnisse ist eine erhöhte Bedeutung gegenüber der quantitativen Bewertung zuzusprechen. Dies liegt daran, dass eine leichte, aber konstante Abweichung für die Erstellung skalierter Kennfelder einen geringeren Einfluss aufweisen würde, als es eine Abweichung im charakteristischen Verlauf in den noch durch Messwerten abgedeckten Randbereichen des Kennfeldes tun würde, da in diesem Falle auch die modellbasierte Extrapolation in diesem Kennfeldbereich hinterfragt werden müsste.

Um einen zweidimensionalen Vergleich des Kalibrierungsergebnisses in Absolutwerten für das dreidimensionale Turbinenwirkungsgradkennfeld ermöglichen zu können, ist eine Messwerttransformation erforderlich. Um den Einfluss des numerischen Gasturbinenmodells auf die transformierten Daten geringstmöglich zu halten, werden die Messwerte nicht auf eine konstante Turbinendrehzahl n_T^* , sondern auf eine datensatzspezifische festzulegende Turbinenfahrlinie transformiert, siehe schwarze Linie in Bild 5-37. Auf diese Weise werden die Daten nur in dem Betriebsbereich transformiert, in dem die Turbinencharakteristik durch Messwerte belegt ist.

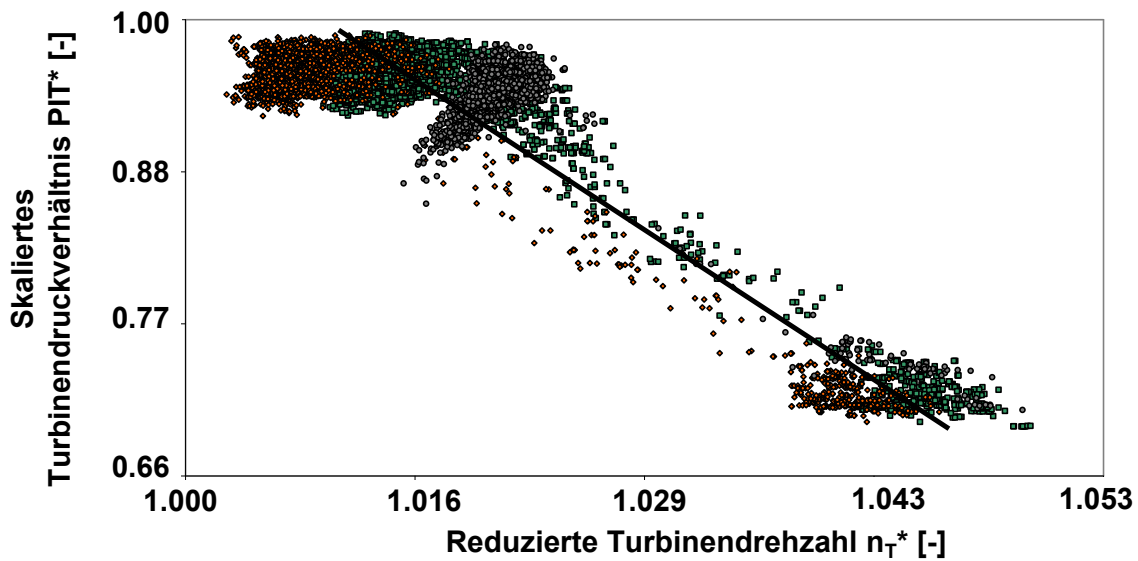


Bild 5-37: Untransformierte Datensätze und definierte Turbinenfahrlinie

Die definierte Turbinenfahrlinie kann durch eine lineare Funktion beschrieben werden und ordnet jedem gemessenen Π_T^* ein theoretisches n_T^* zu, so dass sich die Beziehung

$$n_{T,FL}^* = \frac{\Pi_{T,Mess}^* - n}{m} \quad (5-51)$$

ergibt. Unter der Annahme, dass sich die Gaskonstante am Turbineneintritt nicht ändert, kann eine zweite Beziehung hergestellt werden zu

$$\frac{n_{T,Mess}^*}{n_{T,FL}^*} = \sqrt{\frac{T_{T1,FL}}{T_{T1,Mess}}} \quad (5-52)$$

Die Kombination der Gleichungen (5-51) und (5-52) führt zu der Definition der Turbineneintrittstemperatur $T_{T1,ISO}$, welche den einzustellenden Betriebspunkt auf der Fahrlinie beschreibt:

$$T_{T1,FL} = \frac{\left(\frac{n_{T,Mess}}{n_{T,0}} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \cdot \frac{R_{T1,0} \cdot T_{T1,0}}{R_{T1,Mess}}}{\left(\frac{\Pi_{T,Mess}^* - n}{m} \right)^2} \quad (5-53)$$

Nachdem auf diese Art der neue Betriebspunkt definiert wurde, kann nun die Messwerttransformation mit dem numerischen Gasturbinenmodell vorgenommen werden. Da die Variation der T_{T1} immer zu einer Variation des Turbinendruckverhältnisses führt, ändert sich somit die Vorgabe des n_T^* , so dass die Transformation der Daten auf die Turbinenfahrline in einen iterativen Prozess eingebettet werden muss. In Bild 5-38 ist der auf die Fahrline transformierte Datensatz zu sehen.

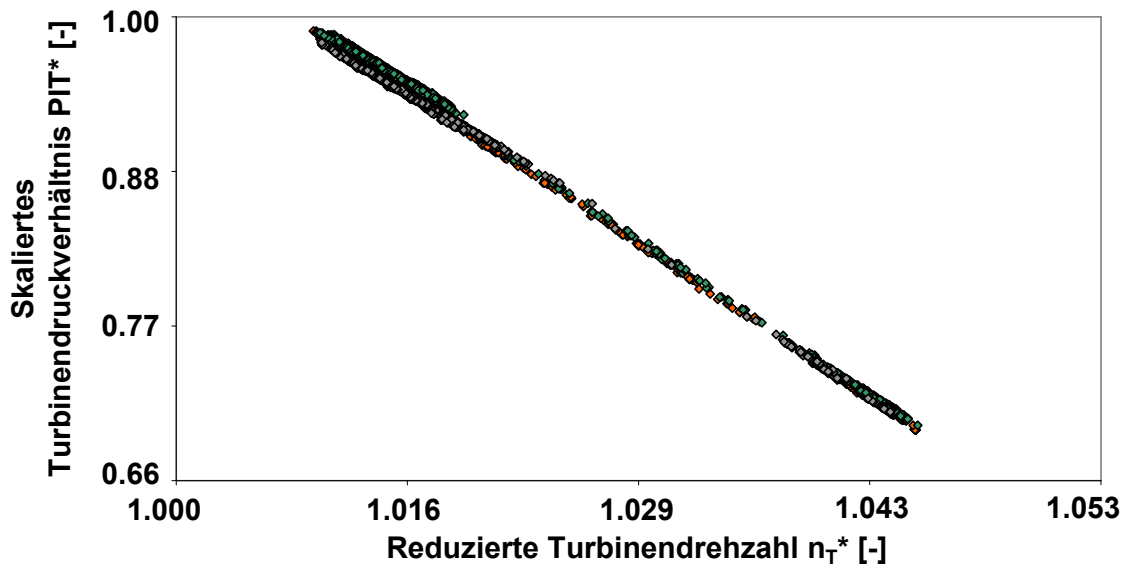


Bild 5-38: Turbinenfahrline des transformierten Datensatzes

Für die in Gleichung (5-51) definierte Fahrline werden nun mit dem thermodynamischen Interimsmodell Kreisprozessrechnungen durchgeführt, um die benötigten Eingangsgrößen für die Nachrechnung der Fahrline mit dem SKV Turbine zu ermitteln. In Bild 5-39 sind die Projektionen auf die Π_T^* -Ebene sowohl für die transformierten Messwerte als auch für die Ergebnisse der Nachrechnung der gewählten Fahrline mit dem kalibrierten und dem unkalibrierten SKV Turbine dargestellt. Zur besseren Visualisierung des Trends wurden die einzelnen Datensätze bei einem Π_T^* von 0.96 normiert.

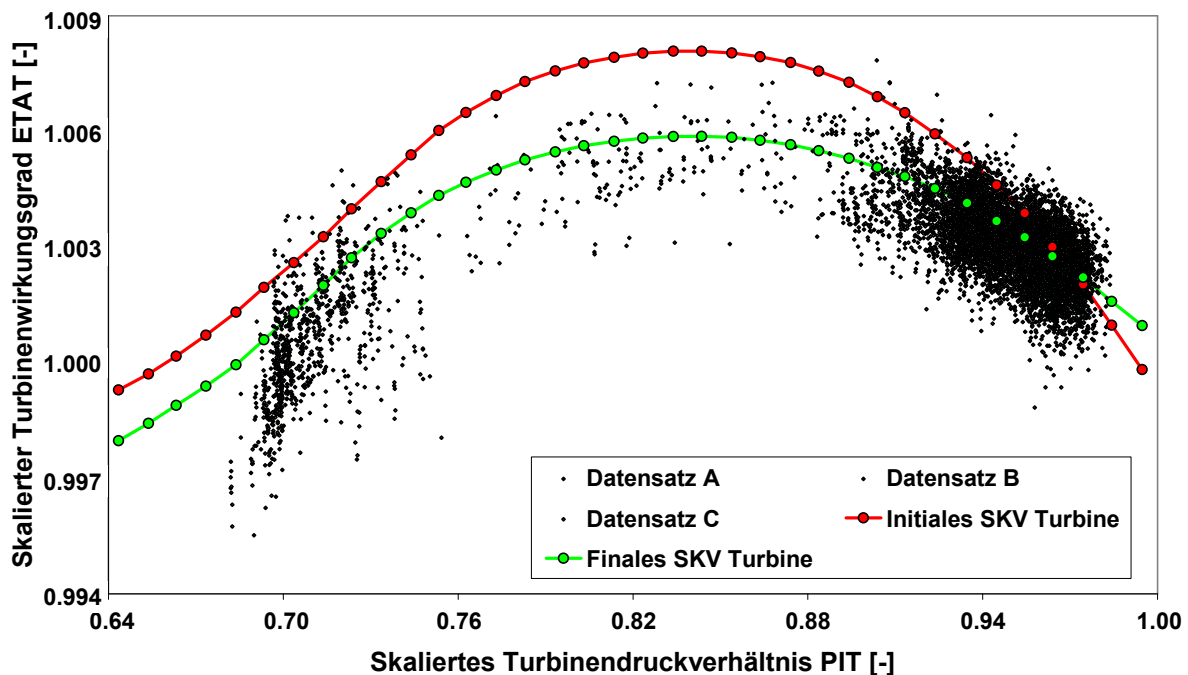


Bild 5-39: Initiales und finales SKV Turbine nach Transformation auf Fahrlinie

Anhand von Bild 5-39 ist deutlich zu erkennen, dass das initiale SKV Turbine insbesondere in dem für Grundlastbetrieb repräsentativen Lastbereich einen, verglichen mit den Messdaten deutlich zu starken, Abfall im Wirkungsgrad vorhersagt. Insbesondere dieser Betriebsbereich ist jedoch für die Angebotslegung relevant, da Garantien von Kundenseite vornehmlich für den Grundlastbetrieb angefordert werden. Das kalibrierte SKV Turbine zeigt insbesondere in diesem wichtigen Betriebsbereich eine nahezu ideale Beschreibung der Charakteristik des Messdatensatzes und weist darüber hinaus auch eine deutliche Verbesserung der Beschreibung der Charakteristik in Teillast auf.

Für die quantitative Bewertung des Kalibrierungserfolges bezogen auf die verbleibende Unsicherheit des SKV Turbine werden auf Basis des numerischen Ersatzmodells für das kalibrierte und das unkalibrierte SKV Turbine die erwarteten Turbinenwirkungsgrade berechnet und mit den realen Messwerten verglichen. Bei Bestimmung der Standardabweichung der Messung ist zu berücksichtigen, dass nur der stochastische Anteil der Messunsicherheit relevant ist. Um diesen Anteil genau bestimmen zu können, wird der untransformierte Datensatz für η_{TS} durch ein spezifisches NEM beschrieben und die Varianz der verbleibenden Residuen ausgewertet. Das verwendete NEM ist identisch mit dem, welches für die Beschreibung des Systemverhaltens des SKV zur Bestimmung der Residuen

genutzt wird, so dass Konsistenz gewährleistet ist. Eine statistische Auswertung der Residuen für den Turbinenwirkungsgrad ermöglicht auf Basis des Gaußschen Fehlerfortpflanzungsgesetzes die Ermittlung der verbleibenden Modellierungsgenauigkeit

$$\sigma_{SKV} = \sqrt{\sigma_{Beobachtet}^2 - \sigma_{Messung}^2} \quad (5-54)$$

Die sich ergebende verbleibende Standardabweichung des SKV Turbine ergibt sich somit zu den Werten aus Tabelle 5-10.

	Standardabweichung
η_{TS}	0.009%-Pkt.

Tabelle 5-10: Verbleibende Standardabweichung SKV Turbine

Die ermittelte Standardabweichung des SKV Turbine beträgt nahezu Null, so dass von einer perfekten Modellgüte nach Kalibrierung ausgegangen werden kann. In der Zusammenfassung der Kalibrierungsergebnisse in Bezug auf den isentropen Turbinenwirkungsgrad zeigen sowohl die quantitative Analyse als auch die qualitative Analyse ein sehr gutes Ergebnis. So entspricht der qualitative Trend nach Kalibrierung nahezu exakt dem Vorgabewert. Weiterhin ist die Lage der Verteilungsfunktion der Residuen nahe Null und die verbleibende Standardabweichung des SKV Turbine ist ebenfalls nahe Null. Insgesamt kann ein fast perfektes Kalibrierungsergebnis für das SKV Turbine erreicht werden.

5.2.5 Plausibilisierung

Bei der Plausibilisierung der im Rahmen der Kalibrierung des SKV Turbine erzielten Ergebnisse gelten die gleichen Einschränkungen, die schon bei der Überprüfung der Ergebnisse des SKV Verdichters, siehe Kapitel 5.1.5, aufgeführt worden sind. So gestaltet sich die Plausibilisierung sehr schwierig, da keine unterstützenden Messungen innerhalb der Turbine neben den vorhandenen Messungen der Ein- und Ausgangsparameter möglich waren. Somit kann die Änderung der Performance zwischen den Stufen infolge der Kalibrierung nur qualitativ und in Relation zum Ausgangszustand plausibilisiert werden. Im Rahmen der Plausibilisierung werden die durch die Kalibrierung hervorgerufenen Änderungen sowohl im Makrobereich, also qualitative Darstellung der Änderungen im S2-Schnitt als auch im Mikrobereich, also zum Beispiel die radiale Verteilung von Totalverlusten vor und nach Kalibrierung, dargestellt.

Neben diesen beiden qualitativen Ansätzen liefert die Darstellung der Evolution der Änderung der Kalibrierungsparameter als Funktion der Anzahl der Iterationsdurchläufe einen ersten Hinweis auf die Güte der Kalibrierung. Hier kann festgestellt werden, ob die Parameter konvergiert sind, ob Sprünge im Konvergenzverlauf aufgetreten sind und ob übermäßig viele Parameter durch eine zu rigide Limitierung des Lösungsraumes eingeschränkt wurden. Eine zu rigide Limitierung führt im Allgemeinen dazu, dass die limitierten Parameter auf der maximal zulässigen Abweichung beharren und als Ersatz Parameter mit ähnlicher Charakteristik in den nächsten Iterationsdurchläufen stärker verschoben werden. Hier gilt es zu prüfen, ob die durch die Limitierung begründete Überkalibrierung einiger Parameter akzeptabel ist oder einer Reduktion der Limitierung der Vorrang zu geben ist.

Da die Darstellung der Änderung der Kalibrierungsparameter für alle 37 Parameter nicht zielführend ist, werden in den nächsten beiden Bildern exemplarisch die Änderungen ausgewählter Parameter gezeigt.

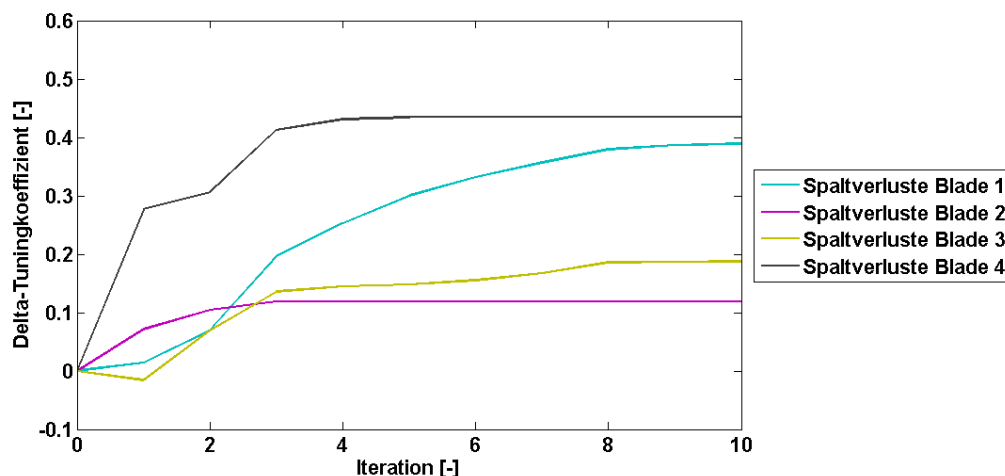


Bild 5-40: Evolution der Delta-Tuningkoeffizienten für die Deviation

In Bild 5-40 ist die Evolution der Änderungen der Tuningkoeffizienten für das Spaltverlustmodell dargestellt. Deutlich ist die harmonische Konvergenz zu erkennen, da bereits nach acht Iterationsschritten keine Veränderungen dieser Tuningkoeffizienten zu beobachten sind. Allen vier Parametern ist gemein, dass sie einen deutlichen Anstieg im Vergleich zum Ausgangswert anzeigen. Dies ist insoweit nicht überraschend da der Einfluss des Spaltverlustmodells im Ausgangsmodell testweise herabgesetzt wurde und nach der Kalibrierung nun fast der Ausgangszustand wiederhergestellt ist. Somit werden sowohl die Höhe als auch die Richtung der Auslenkung als plausibel gewertet.

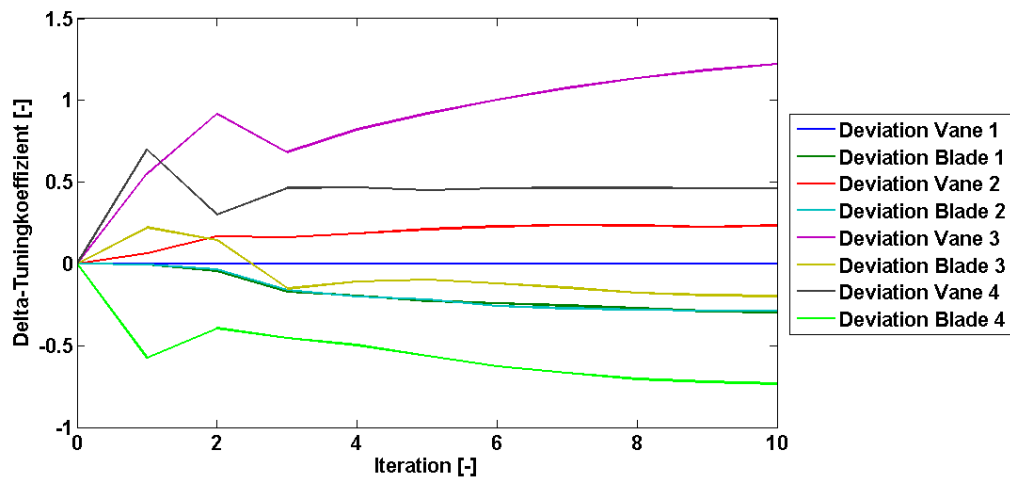


Bild 5-41: Evolution der Delta-Tuningkoeffizienten der schaufelreihenspezifischen Deviation

In Bild 5-41 ist die Evolution der Änderung der Tuningkoeffizienten für die Deviation der einzelnen Schaufelreihen dargestellt. Auch hier zeigt sich ein harmonisches Konvergenzverhalten, so dass für einen Großteil der Koeffizienten bereits nach fünf Iterationsdurchläufen keine nennenswerte Änderung zu verzeichnen ist. Der Verlauf der Koeffizienten für die Korrektur der Deviation für TLe3 und TLa4 zeigt allerdings erst nach zehn Iterationsdurchläufen eine ausreichende Konvergenz. Insgesamt liegen die Änderungen der Deviation innerhalb der gesetzten Randbedingungen von $\pm 1^\circ$. Einzig für die TLe3 wurde die Randbedingung auf $+1.5^\circ$ erlaubter Deviationskorrektur angehoben, da in früheren Kalibrierungen das Erreichen der $\pm 1^\circ$ Grenze zu ungewöhnlich starken Verschiebungen in den Profilverlustfaktoren geführt hatte. Nach Auswertung dieser früheren Ergebnisse wurde entschieden, dass eine stärkere Korrektur der Deviation der TLe3 als plausibel zu bewerten ist. Die Gründe, die zu dieser Entscheidung geführt haben, werden in den nächsten Auswertungsschritten näher erläutert.

Nach der ersten Analyse des Konvergenzverhaltens werden nun die sich ergebenden physikalischen Änderungen aufgrund der vorgenommenen Kalibrierung in zwei verschiedenen Ansätzen untersucht. Beim ersten Ansatz handelt es sich um eine detaillierte Delta-Betrachtung in der S2-Ebene des SKV Turbine an den Extremwerten des Kalibrierungsrasters dar. Der zweite Ansatz beruht auf der Nachrechnung des gesamten relevanten Kennfeldbereichs mit dem SKV Turbine und der Darstellung von laufreihenspezifischen Größen sowohl für den kalibrierten als auch den unkalibrierten Fall. Im ersten Schritt der Plausibilisierung werden die globalen Änderungen im S2-Schnitt für

zwei ausgewählte Betriebspunkte dargestellt. Hierfür werden die Daten der relevanten Parameter auf den 21 Stromlinien entlang der 41 axialen Stationen sowohl für den originalen als auch den kalibrierten Zustand des SKV ausgegeben. Die Differenz dieser Daten wird entsprechend

$$\Delta P_x = P_{\text{Kalibriert}} - P_{\text{Original}} \quad (5-55)$$

berechnet und farblich aufgeschlüsselt. Das Ergebnis zeigt nun den Einfluss der Kalibrierung im S2-Schnitt. Die Darstellung des S2-Schnittes der Turbinengeometrie erfolgt hierbei mit skalierten und teilweise verzerrter Achsenbeschriftung, für die Aussagefähigkeit der Differenzdaten ist dieses Vorgehen jedoch ohne Einfluss.

Die Kenndaten der beiden analysierten Betriebspunkte sind in Tabelle 5-11 aufgeführt. Für eine gute Abdeckung des kalibrierten Betriebsbereiches wurden zwei extreme Lastpunkte verwendet. Der erste Lastpunkt liegt nahe des Auslegungspunktes der Maschine, während der zweite Lastpunkt den durch den Datensatz abgedeckten tiefsten Teillastfall beschreibt.

	Red. Drehzahl [-]	Red. Druckverhältnis [-]
Grundlast	1.006	0.9878
Teillast	1.050	0.6918

Tabelle 5-11: Kennzahlen untersuchter Betriebspunkte Turbine

Der erste relevante Parameter, der als Delta im S2 Schnitt dargestellt wird, ist der Strömungswinkel, siehe Bild 5-42. Die Skalierung der Farbverteilung der Legende ist für Grund- und Teillast identisch. Wie bereits bei der Analyse der Evolution der Kalibrierungsparameter dargestellt, erfolgt die größte Korrektur der Deviation für die TL3. Dies führt unter anderem sowohl in Grund- als auch in Teillast zu einer signifikanten Verschiebung des Anströmungswinkels der TL3. Hier sind maximal Änderungen der Anströmungen von bis zu +12° zu verzeichnen. Die Änderungen in der Abströmung der TL4 hingegen sind vorrangig auf das vorhandene Deviationsmodell zurückzuführen, welches in seiner Charakteristik nicht modifiziert worden ist. Bis auf die starke Änderung der Anströmung der TL3 sind alle Änderungen innerhalb des Erwartungsrahmens geblieben und somit als plausibel einzustufen. Auf die ungewöhnlich starken Änderungen in der dritten Turbinenstufe wird nachfolgend detaillierter eingegangen.

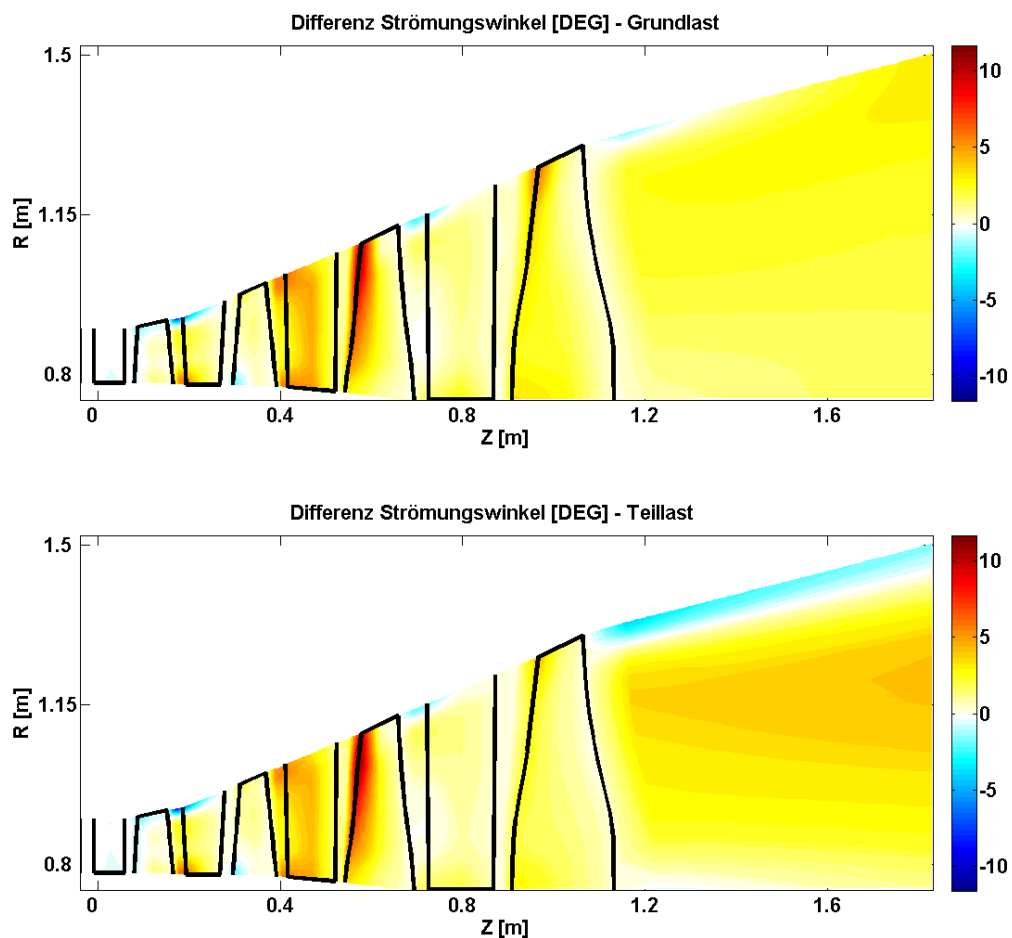


Bild 5-42: Differenz der Strömungswinkel für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)

Der zweite als Differenz im S2-Schnitt dargestellte Parameter ist die Entropie. Wie in Bild 5-43 zu erkennen ist, liegen die maximalen Abweichungen im Bereich von $\pm 30 \text{ kJ/kg}$ und damit in einem akzeptablen Rahmen. Aufgrund der in Kapitel 2.2.1 ausgeführten Auswirkungen des Regelungskonzeptes auf die Betriebsbereiche der einzelnen Turbinenstufen zeigen sich keine größeren Änderungen im Vergleich zwischen den Differenzen bei Grund- und Teillastbetrieb. Generell bestehen eine nabenseitig reduzierte Entropieproduktion und eine gehäuseseitig erhöhte Entropieproduktion. Dies kann, wie nachfolgende Untersuchungen zeigen werden, zu einem Großteil auf die Reduktion der Sekundärströmungs- und Profilverluste sowie auf die Erhöhung der Spaltverluste zurückgeführt werden. Einzig die TLa3 zeigt Abweichungen von diesem generellen Verhalten, da hier die Auswirkung der stark modifizierten Anströmungen die bereits beschriebenen Effekte überlagern.

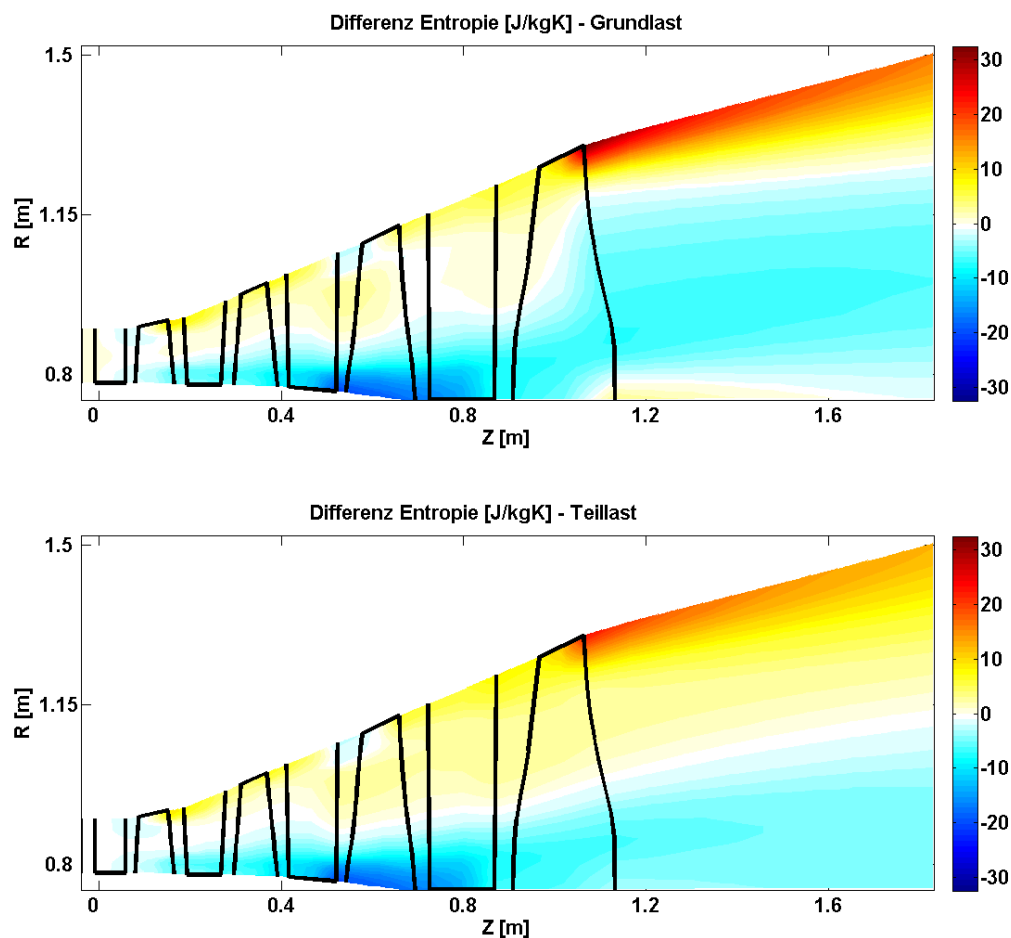


Bild 5-43: Differenz der Entropie für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)

Ein dem Entropiedifferenzbild ähnliches Ergebnis zeigt sich bei der Auswertung der Änderungen des Totaldruckes, siehe Bild 5-44. Es ergeben sich maximale Änderungen in der Größenordnung von -400mbar bis +200 mbar. Insgesamt zeigen sich ein tendenziell stärkerer Druckabbau in den ersten Stufen und ein reduzierter Druckabbau in den hinteren Turbinenstufen. Außerdem gibt es einen relativ ausgeprägten Effekt der Sekundärströmungsverluste der TLa4 auf die Druckverteilungen im Diffusor für den Grundlastbetriebspunkt. Generell ergibt sich keine Änderung des massenstromgemittelten totalen Diffusoraustrittsdrucks, da dies eine der Eingangsgrößen des SKV Turbine ist, siehe Kapitel 5.2.1.

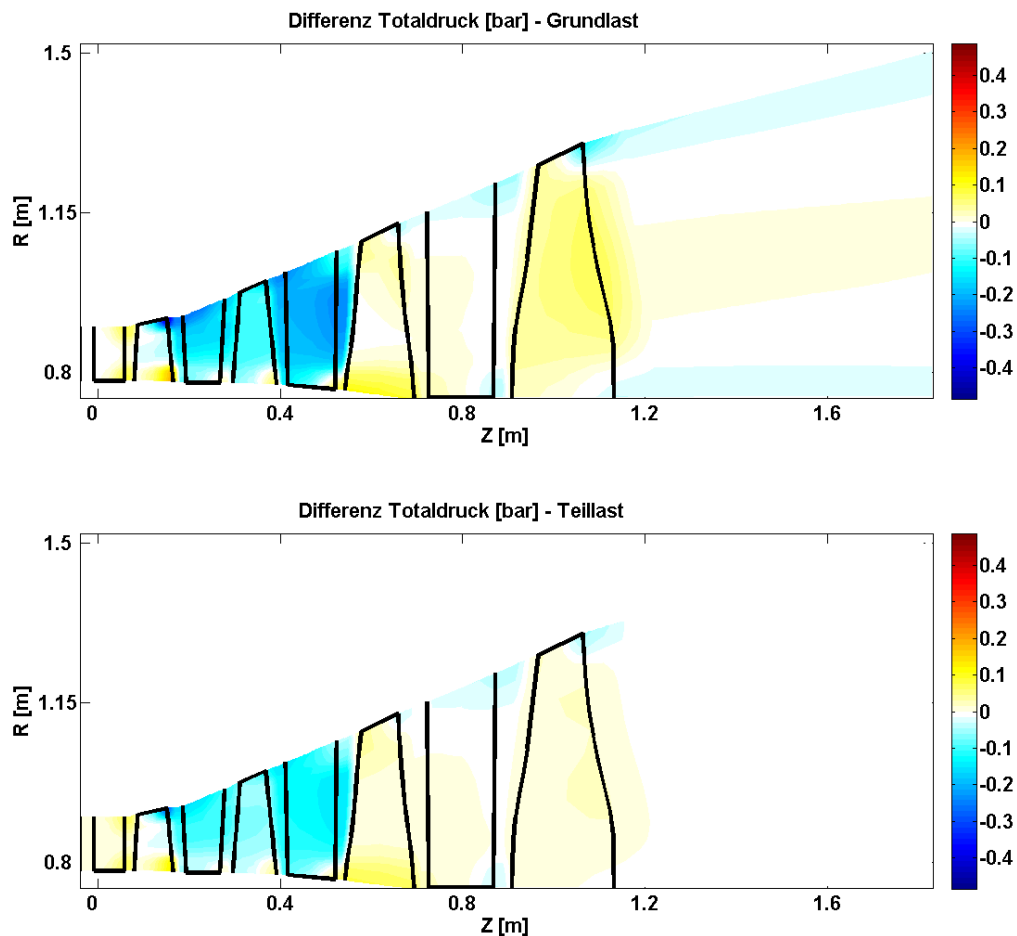


Bild 5-44: Differenz des Totaldrucks für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)

Bei der Betrachtung der Änderungen der Totaltemperaturen ohne Berücksichtigung des SAS in Bild 5-45 ergeben sich insbesondere für die TLe3 und die TLa4 deutliche Verschiebungen. Eine Auswertung der massenstromgemittelten Änderungen zeigt eine maximale Abnahme für die TLe3 von -10.8K und einen maximalen Anstieg von +4.1K für die TLa4. Dies ist der Nachweis, dass die Einhaltung der sekundären Randbedingungen, in diesem Fall die Limitierungen für die Totaltemperaturänderungen auf +8K und -12K, während der Kalibrierung eingehalten werden. Somit sind die detektierten Änderungen prinzipiell als plausibel einzustufen.

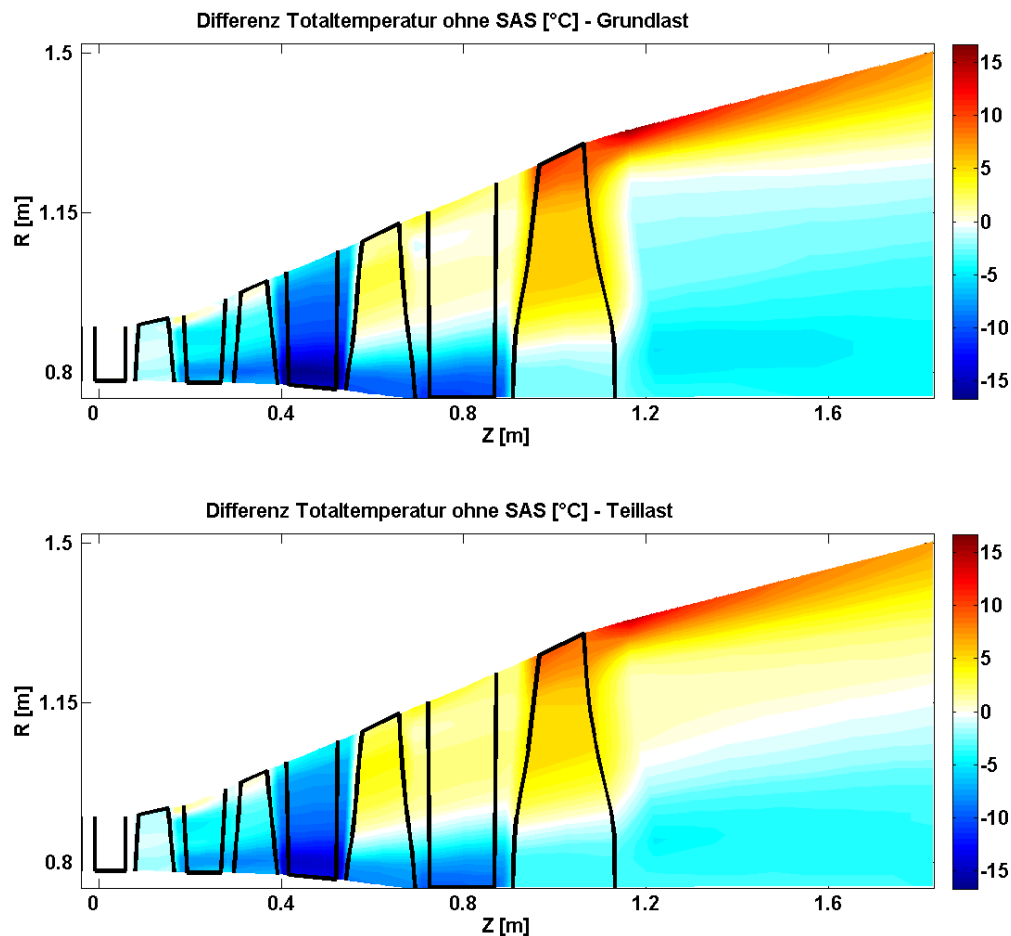


Bild 5-45: Differenz Totaltemperatur ohne SAS für Grund- und Teillast im S2-Schnitt (Turbine)

Neben der Einhaltung der indirekten Randbedingungen für die Totaltemperaturen sind auch die Änderungen der Stufenwirkungsgrade limitiert. Hier zeigt sich, dass einzig in Teillast die maximal erlaubte Änderung von 1.5%-Pkt. in der vierten Stufe erreicht wird. Da dieses Limit erst sehr spät in der Iteration erreicht wurde, sind die Randbedingungen nicht modifiziert worden. Auf Basis der bisher aufgeführten Auswirkungen könnte die Kalibrierung als plausibel bezeichnet werden, wenn nicht die auffälligen Änderungen in der dritten Stufe zu beobachten gewesen wären, die in Summe zu einer Änderung der Anströmung der TLa3 von bis zu 10° geführt haben. Diese Änderung liegt außerhalb des Erwartungswertes und bedarf einer weiterführenden Untersuchung. Hierzu werden 3D-CFD Untersuchungen einer vergleichbaren Geometrie in einem vergleichbaren Lastpunkt herangezogen und die Änderung der Anströmung auf Basis der 3D-CFD Rechnung ausgewertet. Die beobachteten Änderungen der Anströmung der TLa3 auf Basis der Kalibrierung und der CFD Auswertung sind in Bild 5-46 dargestellt.

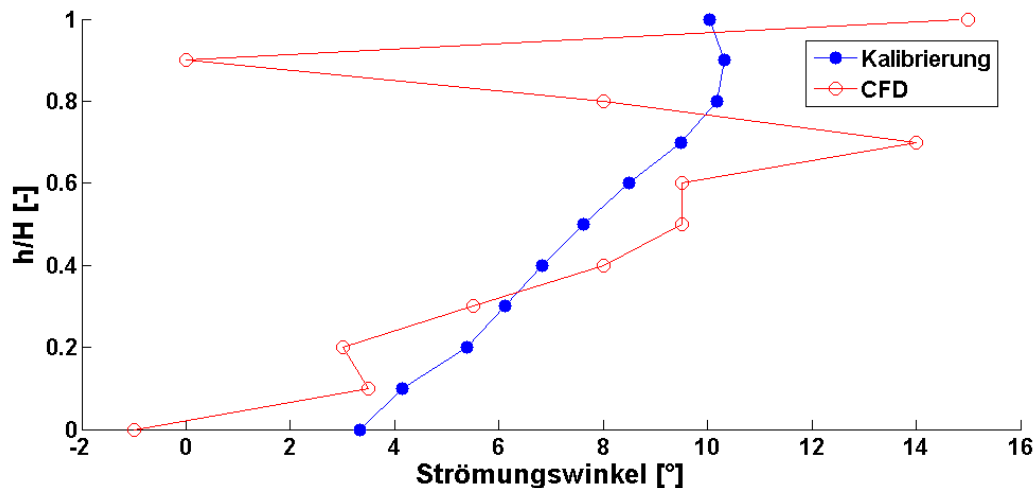


Bild 5-46: Änderung der Strömungswinkel auf Basis von CFD Rechnung und Kalibrierung

Auffällig hierbei ist, dass der generelle Trend für beide Auswertungen übereinstimmt. In dem Bereich der relativen Höhe von 0.8 bis 0.9 zeigt die CFD-Auswertung lokale Phänomene, die von dem SKV Turbine so nicht aufgelöst werden können. Im Mittel weist die CFD-Auswertung eine Abweichung von 6.82° und die Kalibrierung eine Abweichung von 7.44° auf. Somit werden sowohl die Höhe der Änderung als auch der Trend über der Schaufelhöhe als plausibel bewertet.

Neben der Auswertung signifikanter Betriebspunkte im S2 Schnitt ist auch eine globale qualitative Analyse lauffreihengemittelter Größen des kalibrierten SKV im Vergleich zum initialen SKV für den gesamten relevanten Kennfeldbereich vorzunehmen. Der relevante Kennfeldbereich wird durch eine Parametervariation der maximal erlaubten Umgebungsparameter entsprechend SIGAMA [60] vorgenommen. Weiterhin erfolgt eine Variation der LSV und der Last, repräsentiert durch die Turbineneintrittstemperatur. Somit ergeben sich folgende Variationsgrößen:

$$T_{VI}: -20^\circ\text{C} - 50^\circ\text{C},$$

$$\text{LSV}: 100\% \dot{m}_{VI} - 60\% \dot{m}_{VI},$$

$$T_{TI}: T_{TI,0} / T_{TI,0}+20^\circ\text{C} / T_{TI,0}-20^\circ\text{C} / T_{TI,0}-40^\circ\text{C}.$$

Für alle Variationsrechnungen wird eine generische CAC angenommen und die baureihenspezifische Grenzleistung berücksichtigt. Alle Rechnungen wurden mit für den GuD-Betrieb üblichen Ein- und Austrittsdruckverlusten gerechnet. Das Ergebnis dieser Kreisprozessrechnungen wird automatisiert gerastert und in 40 Rasterpunkte unterteilt. Diese

Rasterpunkte werden im Rahmen von Kreisprozessrechnungen separat iteriert und stellen anschließend die Eingangsgrößen für die Rechnungen mit den SKV Turbine, initiale und finale Konfiguration, dar.

Wie zu erwarten, zeigen insbesondere die Verläufe der Sekundärströmungsverluste, der Hinterkantenverluste und der Spaltverluste, jeweils aufgetragen als Funktion der globalen Parameter des Turbinenkennfeldes n_T^* und Π_T^* , keine nennenswerte Veränderung als Resultat der Kalibrierung. Die Kalibrierung wirkt sich hier vor allem auf die Höhe der modellierten Verluste, nicht jedoch auf ihre Verteilung über den Lastbereich, aus. Im Gegensatz hierzu zeigen sich deutliche Veränderungen in der Verteilung der Profilverlustmodellierungen über den Lastbereich der Turbine an einigen Schaufelreihen. Besonders hervorzuheben sind hier die TLa3 und die TLa4, welche signifikante Veränderungen aufweisen.

In Bild 5-47 sind die Profilverluste der Leit- und Laufreihe der dritten Turbinenstufe dargestellt. Bei der Verlustmodellierung in der Leitreihe zeigt sich ein qualitativ ähnliches Bild mit leicht erhöhten Profilverlusten nach der Kalibrierung. Im Gegensatz hierzu zeigt sich eine starke Abhängigkeit der Profilverluste von n_T^* in der dritten Laufreihe, welche maßgeblich für die beobachtete Abweichung von den Messwerten als Funktion von n_T^* ist, siehe Bild 5-36. Nach erfolgter Kalibrierung zeigt die Profilverlustmodellierung eine deutlich reduzierte Abhängigkeit von n_T^* . Dies ist auf die geänderte Anströmung der TLa3 zurückzuführen, siehe Bild 5-46.

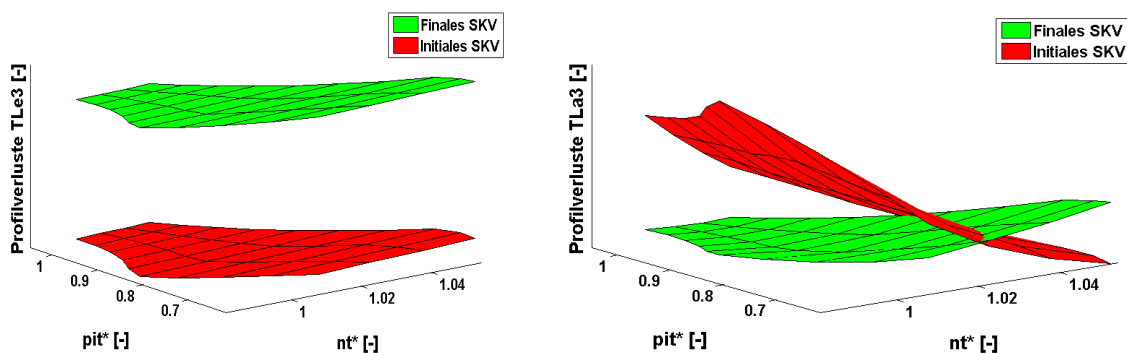


Bild 5-47: Profilverluste für TLe3 und TLa3 als Funktion von n_T^* und Π_T^*

In Bild 5-48 sind die Profilverluste der Leit- und Laufreihe der vierten Turbinenstufe dargestellt. Hier zeigt sich ebenfalls keine qualitative Änderung in der Leitreihe, wohl aber in der Laufreihe. Hier konnte der Anstieg der Profilverluste zu hohen Massenströmen deutlich reduziert werden. Dieser reduzierte Anstieg ist maßgeblich für die verbesserte Anpassung des SKV Turbine nach Kalibrierung im Grundlastbereich, siehe Bild 5-39. Dies ist zu erwarten,

da entsprechend den Ausführungen in Kapitel 2.2.2 die vierte Stufe die größten Änderungen im Volumenstrom erfährt und somit die Verluste auf Basis von Fehlanströmungen prägend für die Charakteristik der gesamten Turbine sind. Diese signifikante Änderung des Verlustverhaltens wird ohne Anpassung des Deviationsmodells der vierten Laufreihe erreicht.

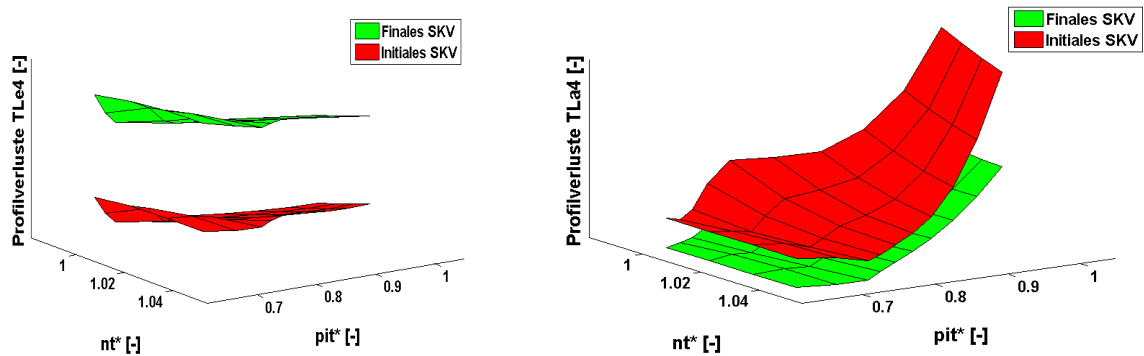


Bild 5-48: Profilverluste für TLe4 und TLa4 als Funktion von n_T^* und Π_T^*

Zur Unterstützung der zuvor getroffenen Aussagen seien noch zwei Projektionen der Totalverluste in Bild 5-49 aufgeführt. Hier zeigt sich die starke Abhängigkeit der Totalverluste der TLa3 von n_T^* und der TLa4 von Π_T^* . Beide Effekte konnten signifikant reduziert werden, das mittlere Verlustniveau bleibt jedoch auf vergleichbarem Level erhalten.

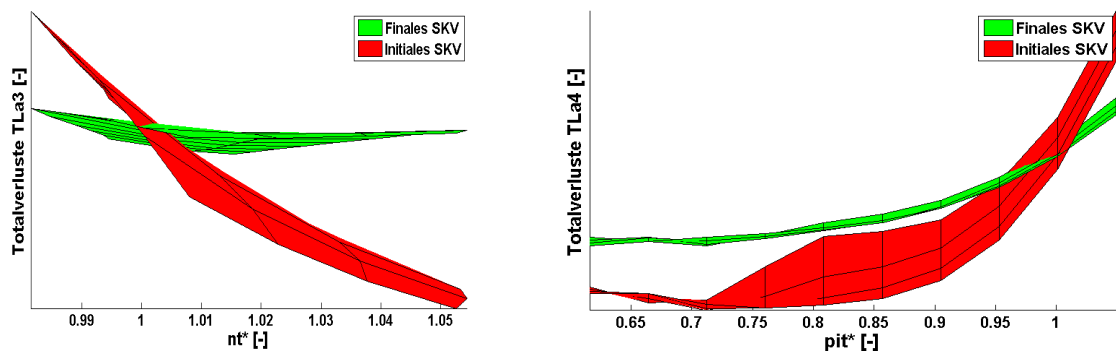


Bild 5-49: Totalverluste für TLa3 und TLa4 als Funktion der maßgeblichen Parameter

Um den Einfluss der Punkteverteilung des verwendeten Datensatzes auf das Kalibrierungsergebnis auszuschließen, wird die Kalibrierung mit gleichen Randbedingungen, aber modifiziertem Datensatz durchgeführt. Für die Modifikation werden 50% der Messpunkte des initialen Datensatzes verwendet, wobei jeder zweite Messwert in zeitlicher Reihenfolge entfernt wird, so dass auch die Verteilung der Punkte über den Lastbereich variiert wird. Die Ergebnisse zeigen einen qualitativ ähnlichen Verlauf für jeden einzelnen Parameter mit Abweichungen in einzelnen Kalibrierungsergebnissen von bis zu 20%. Die

mittlere Änderung aus beiden Kalibrierungsergebnissen unterscheidet sich jedoch nur um 1.5%. Es ist folglich davon auszugehen, dass die vorhandene Punktverteilung keinen nennenswerten Einfluss auf die Tendenz des Kalibrierungsergebnisses und nur geringen Einfluss auf die Höhe der Kalibrierungsergebnisse hat.

Somit sind die Ausführungen zur Plausibilisierung der Kalibrierungsergebnisse abgeschlossen und es gibt keinen Hinweis, der an der Plausibilität der gefundenen Lösung zweifeln lässt.

5.3 Gesamtmodell

In diesem Kapitel wird ein Überblick über den Schritt von kalibrierten SKV hin zum fertigen numerischen Gasturbinenmodell im Hinblick auf die Komponentenkennfelder gegeben und das erstellte numerische Gasturbinenmodell validiert.

5.3.1 Erstellung Gesamtmodell

Da die Technologien zur Überführung der Ergebnisse der SKV in Kennfelder bereits zur Verfügung stehen und daher nicht im Rahmen dieser Arbeit entwickelt werden müssen wird an dieser Stelle vor allem der anzuwendende Prozess für die Erstellung des numerischen Gesamtmodells erläutert.

Der erste Schritt auf dem Weg zum thermodynamischen Gesamtmodell ist die Erstellung der stützstellenbasierten Verdichtercharakteristik. Diese wird über die folgenden Kennfelder dargestellt:

$$m_V^* = f(n_V^*, LSV),$$

$$\Pi_V^* = f(n_V^*, LSV),$$

$$\eta_{VS}^* = f(n_V^*, LSV, \Pi_V^*).$$

Für die Details zum Aufbau der Kennfelder sei auf Kapitel 2.2.2 verwiesen. Der allgemeine Prozess für die Kennfeldererstellung besteht im Wesentlichen aus vier Schritten:

1. SKV-Rechnungen bei definierten Betriebsbedingungen,
2. Zusammenfassung der Ergebnisse des SKV in definiertem Format,
3. Beschreibung der Stützstellen durch geeignete mathematische Formulierungen,
4. Aufweitung des Verdichterkennfeldes auf benötigten Lastbereich.

Im ersten Schritt wird der Betriebsbereich des Verdichters sowohl in LSV- als auch in n_V^* -Richtung gerastert. Hierbei ist eine hinreichend kleine Schrittweite zu wählen, um später ein Über- oder Unterschwingen bei der splinebasierten Stützstelleninterpolation im Kreisprozessrechnungsprogramm zu vermeiden. Entlang jeder vom Benutzer definierten n_V^* -Linie werden Rechnungen mit dem SKV Verdichter unter Verwendung der kalibrierten Parameter aus Kapitel 5.1.4 ausgeführt. Auf diese Weise kann ein Raster aus Werten für n_V^* , LSV und Π_V^* für die zugehörigen Ergebnisgrößen Verdichtereintrittsmassenstrom \dot{m}_{VJ} und Verdichterwirkungsgrad η_{VS} bestimmt werden.

Die so ermittelten Kennwerte werden in einer Excel-Datenbank im vordefinierten Format zusammengefasst und im nächsten Schritt von einer bereits vorhandenen Softwarelösung ausgelesen. Diese Softwarelösung beschreibt die Gesamtheit des Verdichterkennfeldes unter Verwendung von Bezierflächen, maximal vier Bezierpunkte pro Achse, in Kombination mit diversen Randbedingungen, um einen plausiblen Verlauf des adaptierten mathematischen Modells zur Beschreibung des Verdichterkennfeldes zu gewährleisten. Für weitere Details sei auf die Arbeit von Polskaya [51] verwiesen. Mit Hilfe der generierten Bezierformulierungen der SKV-Daten können diese interpoliert werden, um ein über den Lastbereich einheitliches Raster generieren zu können. Weiterhin werden die erstellten Bezierformulierungen genutzt, um Abschätzungen in den Betriebsbereichen zu ermöglichen, die weder durch die Messdaten noch durch die SKV-Rechnungen abgedeckt werden können.

Die Erstellung des Verdichterkennfeldes muss zwingend vor dem Beginn der Kalibrierung des SKV Turbine erfolgen, um Inkonsistenzen bei der späteren Kombination der Kennfelder der beiden verwendeten SKV zu vermeiden. Diese möglichen Inkonsistenzen sind auf den Umstand zurückzuführen, dass bei der Berechnung der Rasterpunkte für die Sensitivitätsanalyse des SKV Turbine auf Kreisprozessrechnungen mit einem numerischen Gasturbinenmodell zurückgegriffen wird. Aus diesem Grund muss der berechnete Verdichtermassenstrom bereits dem später zu verwendenden Stand entsprechen. Weiterhin werden die Entnahmeparameter des SAS, welche unter anderem in Abhängigkeit der Ergebnisse vom SKV Verdichter bestimmt werden, ebenfalls für das SKV Turbine benötigt.

Die Generierung des Turbinenkennfeldes, also der Beschreibung des Turbinenwirkungsgrades als Funktion der reduzierten Turbinendrehzahl n_T^* und des reduzierten Turbinendruckverhältnisses Π_T^* , erfolgt prinzipiell nach dem gleichen Schema wie die

Erstellung des Verdichter kennfeldes. Die Turbinencharakteristik wird über das folgende Kennfeld dargestellt

$$\eta_{TS}^* = f(n_T^*, \Pi_T^*).$$

Da das Turbinenkennfeld um die Dimension der LSV reduziert werden kann und nur ein Kennfeld generiert werden muss, ist die Übertragung der Ergebnisse des SKV Turbine auf das stützstellenbasierte thermodynamische Modell, verglichen mit dem SKV Verdichter, deutlich einfacher zu realisieren. Die Definition des abzudeckenden Lastbereiches der Turbine gestaltet sich jedoch aufwändiger als für den Verdichter, da die definierenden Größen des numerischen Kennfeldes (n_T^* , Π_T^*) nicht wie beim SKV Verdichter vorgegeben werden können, sondern als Ergebnis einer Kreisprozessrechnung ermittelt werden müssen. Das bedeutet, dass zuerst unter Vorgabe der Umgebungsbedingungen und zweier Last definierender Parameter, z.B. LSV und T_{Ti} , die Kreisprozessrechnung durchgeführt wird. Hieraus ergeben sich dann die benötigten Eingangsgrößen für das SKV Turbine.

Die bestimmte Lastpunkte werden in der n_T^* - Π_T^* -Ebene gerastert und die Rasterpunkte mit dem Kreisprozessrechnungsprogramm iterativ berechnet, um die Eingangsgrößen für das SKV Turbine zu bestimmen. Nachdem die Rasterpunkte mit dem kalibrierten SKV Turbine nachgerechnet wurden, werden sie in einem definierten Format in eine Excel-Datenbank übertragen. Aus dieser Datenbank können die Daten von einer im Grundsatz der Software für das Verdichterkennfeld ähnlichen Softwarelösung ausgelesen werden. Die Software beschreibt die Daten mit Hilfe von Bezierflächen, bis drei Bezierpunkte pro Achse, und unter Berücksichtigung von Randbedingungen hinsichtlich Krümmung und Steigung. Mit den bestimmten Bezierflächen kann der Datensatz nun auf den geforderten Betriebsbereich aufgeweitet werden.

Damit ist die Erstellung der Komponenten kennfelder, basierend auf Betriebsmessdaten, abgeschlossen. Die Erstellung weiterer relevanter Kennfelder, zum Beispiel für das Turbinenschluckvermögen oder den Brennkammerwirkungsgrad, wird in dieser Arbeit nicht behandelt.

In Bild 5-50 wird der gesamte Prozess für die Erstellung des numerischen Gasturbinenmodells im Flussdiagramm dargestellt. Mit Einbringung der Verdichter- und Turbinenkennfelder in das numerische Gasturbinenmodell ist der Erstellungsprozess abgeschlossen. Je nach Güte des für die erste thermodynamische Auswertung verwendeten Gasturbinenmodells kann es sinnvoll sein, den gesamten Prozess ein zweites Mal zu

durchlaufen, um den Einfluss des numerischen Gasturbinenmodells auf den ausgewerteten Datensatz zu reduzieren.

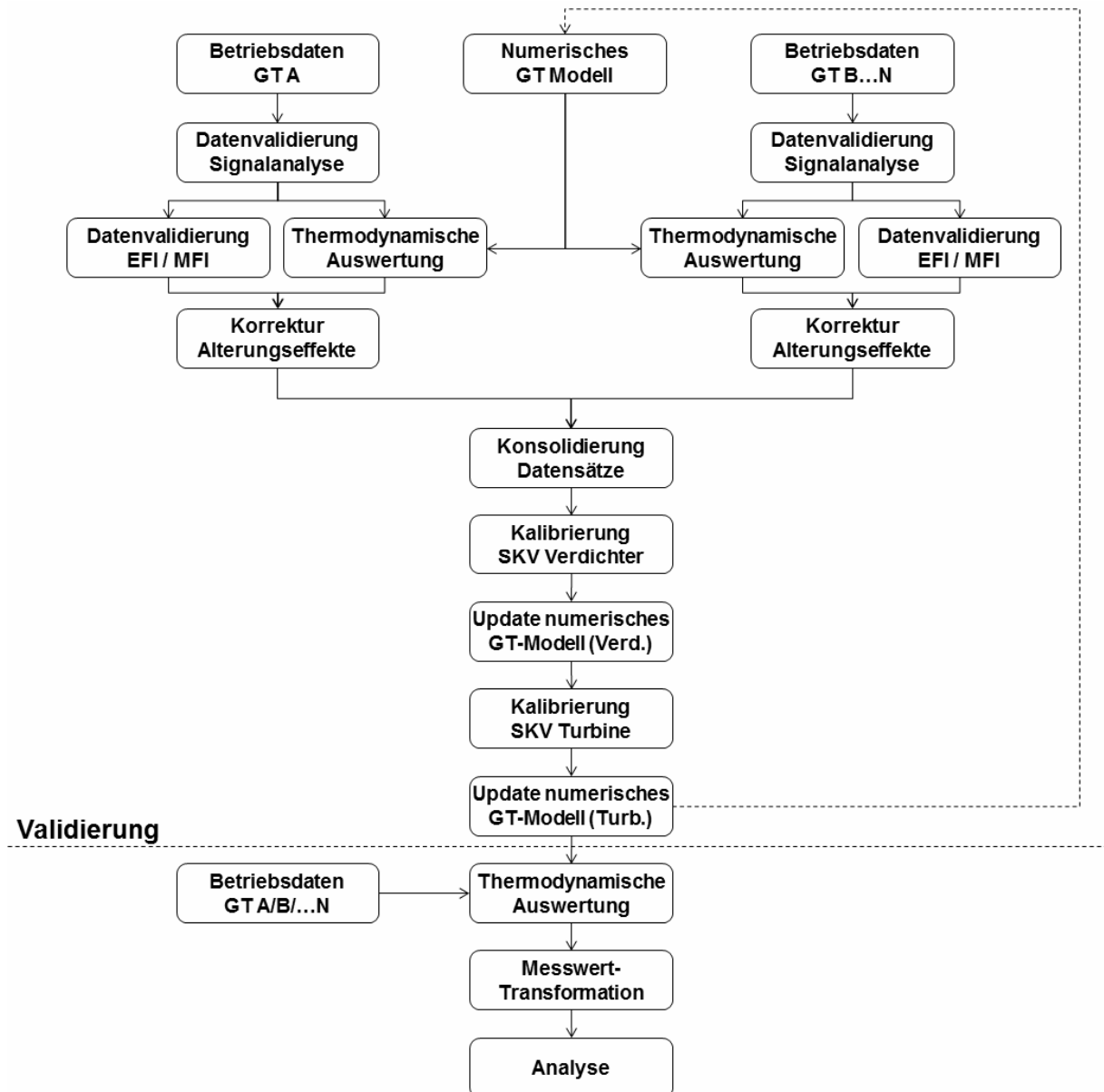


Bild 5-50: Flussdiagramm der Erstellung des numerischen Gasturbinenmodells

5.3.2 Validierung Gesamtmodell

Die Validierung des Gasturbinenmodells ist nicht Teil des Erstellungsprozesses, siehe Bild 5-50. Dennoch schließt sich durch die erneute Auswertung der Eingangsdaten mit dem erstellten Gasturbinenmodell der Kreis und stellt damit eine korrekte Erstellung und Implementierung der Kennfelder sicher.

Im Rahmen der Validierung wird der Eingangsdatensatz, in diesem Fall exemplarisch der Datensatz B, siehe Tabelle 4-1, mit dem neu erstellten Gasturbinenmodell ausgewertet. Neben der reinen thermodynamischen Bilanzierung wird das erstellte Modell genutzt, um die Betriebsdaten auf Standardbedingungen gemäß ISO 2314 [32], voll geöffnete LSV und $TT_{ISO,0}$ umzurechnen. Damit sind unter Verwendung eines idealen Gasturbinenmodells die ausgewerteten Betriebsdaten unabhängig von allen Umgebungs- und Lastparametern.

Bei Auftragung der so transformierten Betriebsdaten über die untransformierten Originaldaten, zum Beispiel für die LSV oder die Verdichtereintrittstemperatur, sollte sich bei Verwendung eines idealen Gasturbinenmodells ein horizontaler Verlauf zeigen.

Da der grundlegende Erstellungsprozess identisch ist und das Verdichterkennfeld das komplexere Kennfeld im Vergleich zum Turbinenkennfeld darstellt, wird die Validierung exemplarisch für den Verdichter durchgeführt. Um Abweichungen zwischen den ausgewerteten und korrigierten Betriebsdaten mit den Residuen der Kalibrierungen identifizieren zu können, werden η_{VS} und \dot{m}_{VI} entsprechend Gleichungen (5-56) und (5-57) umgerechnet,

$$\Delta\eta_{VS} = \left(\frac{\eta_{VS}}{\eta_{VS,Design}} - 1 \right) \cdot 100, \quad (5-56)$$

$$\Delta\dot{m}_{VI} = \left(\frac{\dot{m}_{VI}}{\dot{m}_{VI,Design}} - 1 \right) \cdot 100. \quad (5-57)$$

In Bild 5-51 werden die Residuen der Kalibrierung des SKV Verdichter, beschrieben in Kapitel 5.1.4.1, dargestellt in Bild 5-12, mit den prozentualen Abweichungen des transformierten Verdichterwirkungsgrades aus der Betriebsdatenauswertung als Funktion der LSV dargestellt. Es zeigt sich eine qualitativ sehr ähnliche Verteilung mit leicht negativen Abweichungen bei geschlossener LSV und leicht positiven Abweichungen in der Nähe der voll geöffneten LSV. Diese leichten Abweichungen sind darauf zurückzuführen, dass für die Kalibrierung nicht der komplette Datensatz genutzt wurde und die Datenpunkte, welche sich nun als größere Abweichungen darstellen, im Kalibrierungsdatensatz nicht enthalten waren.

Aufgrund der qualitativ sehr ähnlichen Verteilungen mit nur geringen Abweichungen und einer nur sehr geringen Abhängigkeit von der LSV kann von einer korrekten Kalibrierung des

SKV sowie einer korrekten Kennfelderstellung und Implementierung in das Gesamtmodell ausgegangen werden.

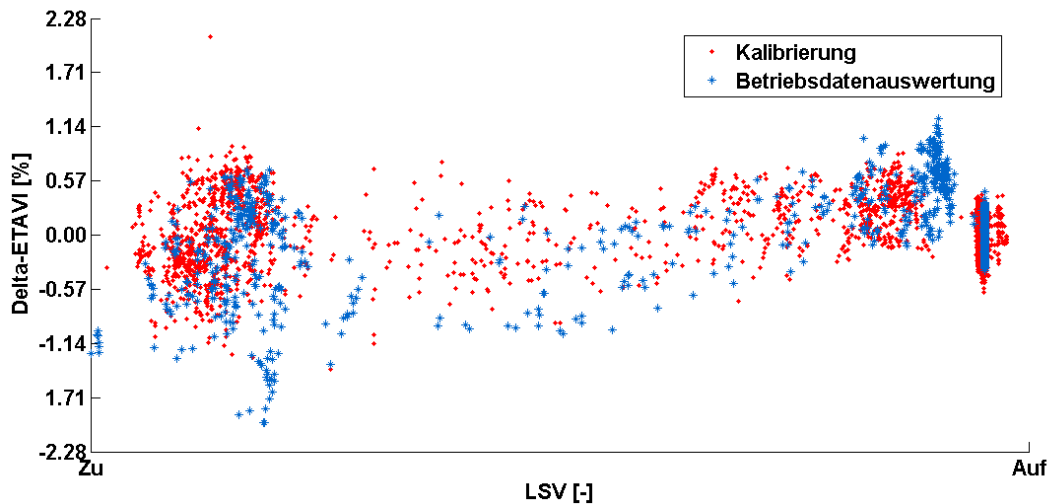


Bild 5-51: Residuen der Kalibrierung im Vergleich mit dem Ergebnis der Betriebsdatenauswertung für η_{vs}

Nach erfolgter Überprüfung des Verdichterwirkungsgrades werden in Bild 5-52 die Residuen der Kalibrierung des SKV, beschrieben in Kapitel 5.1.4.2, dargestellt in Bild 5-13, mit den prozentualen Abweichungen des transformierten Verdichtermassenstromes aus der Betriebsdatenauswertung bei Grundlast als Funktion von n_v^* dargestellt.

Die Verteilung der prozentualen Abweichungen der Betriebsdatenauswertung ist nahezu identisch mit der Verteilung der Residuen der Kalibrierung, was für eine sehr gute Kalibrierung des SKV Verdichter und eine sehr gute Erstellung und Implementierung des Komponentenkennefeldes spricht.

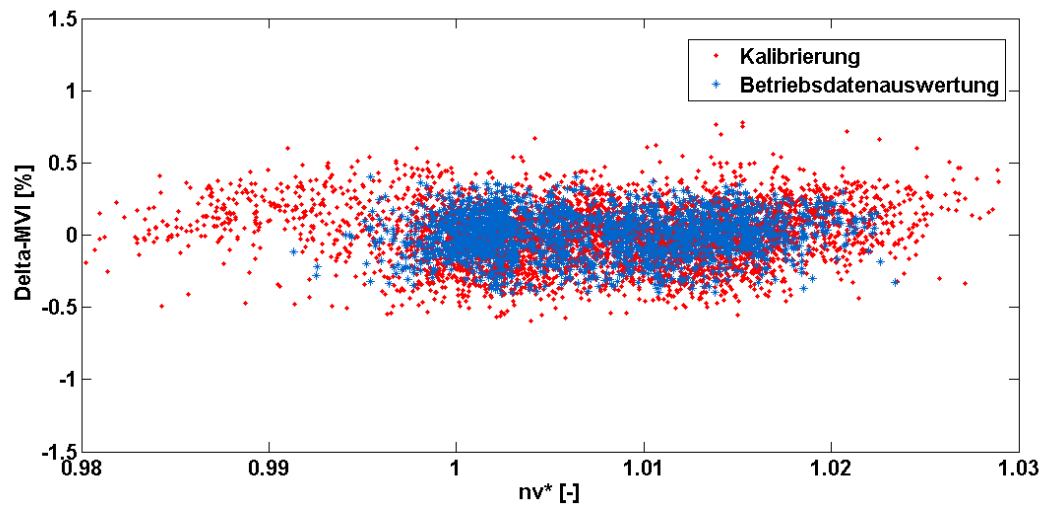


Bild 5-52: Residuen der Kalibrierung: Vergleich mit dem Ergebnis der Betriebsdatenauswertung für \dot{m}_{vI}

Die hier gezeigten Beispiele belegen, dass das Verfahren zur Erstellung von Komponentenkennfeldern auf Basis von Betriebsdaten und unter Verwendung von numerischen Näherungsverfahren voll einsatzfähig ist und qualitativ und quantitativ hochwertige Resultate ermöglicht.

6 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wird die methodisch zusammenhängende thermodynamische Modellbildung von Gasturbinen schwerer Bauart auf Basis von Betriebsmessdaten dargestellt. Die wichtigsten Punkte der entwickelten Modellbildung sind die Validierung der Daten, die Dekorrelation von Messwerten und zeitlichen Einflüssen sowie die automatisierte Adaption von Stromlinienkrümmungsverfahren für Verdichter und Turbine an den Messdatensatz durch Kalibrierung der zu Grunde liegenden Verlustkorrelationen.

Der vorgestellte Ansatz zur Validierung von Betriebsmessdaten basiert auf drei Stufen. Die erste Stufe ist eine signalverlaufbasierte Prüfung vor Beginn der thermodynamischen Auswertung, um große Abweichungen zu identifizieren. Die zweite Stufe ist die Erkennung spontaner Signalabweichungen mit zu geringer Amplitude, um während der ersten Prüfung vor der thermodynamischen Auswertung erkannt zu werden. Der in der zweiten Stufe genutzte Ansatz kann alle thermodynamisch relevanten Fehlerszenarien zu 100% korrekt identifizieren. Die notwendige Abweichung für die Detektion einer Anomalie beträgt hierbei das Dreifache der Standardabweichung des jeweiligen Signals. Die dritte Stufe ist die Erkennung langsam steigender Abweichungen. Aufgrund der Nicht-Anwendbarkeit der Einzelfehlerhypothese für dieses Szenario wird ein auf Fuzzylogik basierter Algorithmus mit dem Fehlerisolator aus der zweiten Stufe als Rechenkern entwickelt. Dieses System berücksichtigt erstmalig die Präzision der Lösungen in den einzelnen Fehlerkombinationssets und wird intensiv auf Basis realer Daten und unter Berücksichtigung des Einflusses verschiedener Alterungsgradienten getestet.

Nach der Validierung der Betriebsdaten wird aufbauend auf dieser Datenbasis ein Verfahren entwickelt, um die unweigerlich auftretenden Alterungseffekte aus dem Datensatz zu entfernen und so die Datenqualität signifikant zu verbessern. In diesem mehrstufigen Prozess werden die thermodynamisch relevanten Messwerte für Verdichter und Turbine sequentiell von Alterungseffekten bereinigt. Hervorzuheben hierbei ist, dass in diesem neu entwickelten Vorgehen die Korrektur nicht nach Auswertung des Datensatzes erfolgt, sondern die notwendigen Korrekturen in den Rohdatensatz eingebracht werden. So ist sichergestellt, dass alle thermodynamischen Werte auch nach der Alterungskorrektur die Energie- und Massenbilanzen erfüllen.

Der so bereinigte Datensatz stellt die Basis für die automatisierte Kalibrierung von zwei verschiedenen Stromlinienkrümmungsverfahren für die Simulation von Verdichter und

Turbine dar. Das angewendete Kalibrierungsverfahren ist für beide SKV im Kern identisch, unterscheidet sich jedoch in zwei wesentlichen Punkten. So wird für den Verdichter ein Ansatz mit wenigen Kalibrierungsfaktoren gewählt, welche im Gegenzug über den Lastbereich variabel gestaltet werden können. Für die Kalibrierung der Turbine wird hingegen der Ansatz gewählt, möglichst viele, dafür aber über den Lastbereich konstante, Kalibrierungsfaktoren zu nutzen. Vor- und Nachteile beider Ansätze werden ausführlich diskutiert. Weiterhin unterscheiden sich die Kalibrierungsverfahren darin, dass das SKV Verdichter sowohl bezüglich des Verdichterwirkungsgrades als auch des Verdichtermassenstromes kalibriert wird, während das SKV Turbine bezüglich des Wirkungsgrades kalibriert wird.

Beiden Kalibrierungsansätzen ist gemein, dass sie sowohl direkte als auch indirekte Limitierungen der Kalibrierungsparameter erlauben. Insbesondere die Einbindung indirekter Randbedingungen ermöglicht eine physikalisch basierte Eingrenzung der Kalibrierungsparameter, welche den Umgang mit den Randbedingungen deutlich intuitiver und effektiver gestaltet. Weiterhin bieten die entwickelten Kalibrierungsansätze erstmalig die Möglichkeit, durch Zuordnung von Varianzen zu den Kalibrierungsparametern eine Gewichtung einzubringen, um so den Erfahrungsschatz des Anwenders in der Kalibrierung zu berücksichtigen.

Die Ergebnisse zeigen in beiden Fällen eine deutliche Verbesserung im Hinblick auf eine präzisere Beschreibung der Performance der Komponenten, so dass die kalibrierten Stromlinienkrümmungsverfahren auch für eine sinnvolle Extrapolation der Komponentenkennfelder genutzt werden können. Dieses Vorgehen führt somit insbesondere im nicht durch Betriebsmessdaten abdeckbaren Kennfeldbereich zu einer deutlich erhöhten Sicherheit in der Performancevorhersage bei gleichzeitig reduziertem Einfluss des Anwenders auf das Endergebnis.

Das hier vorgestellte Verfahren ist vor allem für ältere Gasturbinen Versionen nutzbar, eröffnet jedoch auch Möglichkeiten der weiterführenden Anwendung, unabhängig von Version und Alter der Gasturbine. Eine Möglichkeit ist zum Beispiel die Verwendung der entwickelten Algorithmen, um zum Zeitpunkt der ersten Inbetriebnahme, spätestens jedoch mit dem Performancetest zur Abnahme der GT, eine maschinenspezifische Anpassung des SKV Turbine vorzunehmen und dieses SKV dann durch zeitdiskrete (tägliche) Kalibrierung dem realen Anlagenzustand nachzuführen. Hierdurch wären dann Aussagen über die Druck- und Temperaturniveaus innerhalb der Turbine möglich. Diese mit Unsicherheitsfaktoren zu

versehenden Größen können nun in die entsprechenden Schadensmodelle einfließen. Dieses Verfahren wäre somit ein wichtiger Schritt auf dem Weg zu einem zustandsbasierten Wartungskonzept. Eine vergleichbare Anwendung ist ebenfalls für den Verdichter denkbar. Da in der aktuellen Implementierung teilweise noch nicht alle Verlustmodelle enthalten sind, müssten die Ansätze für die fehlenden Formulierungen der Verlustfaktoren erweitert werden, um die Ergebnisse der Kalibrierung weiter zu verbessern.

Literaturverzeichnis

- [1] **Ainley, D. G., Mathieson, G. C. R.**
A Method of Performance Estimation for Axial-Flow Turbines, Reports and Memoranda No. 2974, Ministry of Supply – Aeronautical Research Council, 1951
- [2] **Baehr, H. D.**
Thermodynamik: Grundlagen und technische Anwendungen, 14. Auflage, Springer Verlag, 2009
- [3] **Bauer, M., Staudacher, S.**
Fully Automated Model Based Performance Analysis Procedure For Online And Offline Applications, ASME Turbo Expo 2006, GT2006-91050, Barcelona, Spain, 2006
- [4] **Benra, F.-K.**
Beitrag zur Berechnung der Strömung in mehrstufigen Axialverdichtern unter besonderer Berücksichtigung der Seitenwandgrenzschichten und der Sekundärströmungen, Fachbereich Maschinenbau, Universität Duisburg, Dissertation, 1986
- [5] **Bestle, D., Hinz, M., Rühle, T., Dutta, A. K., Schulz, A. M. Finger, S., Flassig, P.**
Unterstützende Strategien für den robusten Triebwerksentwurf – Durch Prozessintegration, problemspezifische Parametrisierung und Mehrkriterien-Optimierung zum Erfolg, Forum der Forschung, Nr. 22, 2009, pp. 107-116
- [6] **Borguet, S., Léonard, O.**
A Generalised Likelihood Ratio Test For Adaptive Gas Turbine Health Monitoring, ASME Turbo Expo 2008, GT2008-50117, Berlin, Germany, 2008
- [7] **Borguet, S., Léonard, O.**
A Sparse Estimation Approach To Fault Isolation, ASME Turbo Expo 2009, GT2009-59099, Orlando, Florida, USA, 2009
- [8] **Bräunling, W. J. G.**
Flugzeugtriebwerke - Grundlagen, Aero-Thermodynamik, ideale und reale Kreisprozesse, Thermische Turbomaschinen, Komponenten, Emissionen und Systeme, Springer Verlag, 3. Auflage, 2009
- [9] **Bronstein, I. N., Semendjaev, K. A., Musiol, G., Mühlig, H.**
Taschenbuch der Mathematik, Verlag Harri Deutsch, 5. Auflage, 2001
- [10] **Brown, R. G., Hwang, P. Y. C.**
Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, Second Edition, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1992
- [11] **Büngener, L.**
Thermodynamical Analysis Of The Degradation Behavior With Regard To Component Maps, Faculty of Mechanical Engineering and Mechatronic, University of Applied Sciences Bochum, Masterarbeit, 2010
- [12] **Casey, M., Robinson, C.**
A New Streamline Curvature Throughflow Method for Radial Turbomachinery, ASME Turbo Expo 2008, GT2008-50187, Berlin, Germany, 2008

- [13] **Dederichs, S.**
Erstellung einer empirischen Turbinenverlustkorrelation für eine stationäre Siemens Gasturbine, Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Lehrstuhl für Strömungsmaschinen, Universität Duisburg-Essen, Masterarbeit, 2010
- [14] **Denton, J. D.**
Throughflow Calculations for Axial Flow Turbines, Transactions of the ASME – Journal of Engineering for Power, Vol 100, 1978
- [15] **Denton, J. D.**
Axial Turbine Aerodynamic Design, Lecture note for an advanced course on Turbomachinery Aerodynamic, University of Cambridge, UK, 1994
- [16] **Doel, D. L.**
TEMPER – A Gas Path Analysis Tool for Commercial Jet Engines, ASME Turbo Expo 1992, 92-GT-315, Cologne, Germany, 1992
- [17] **Doel, D. L.**
Sample Analyses Including Interpretation of Residual Error, Von Karman Institute for Fluid Dynamics, Lecture Series 2003-01: Gas Turbine Condition Monitoring And Fault Diagnosis, 2003
- [18] **Dohmen, F., Jung, A., Schwägerl, C.**
Die schmutzige Brücke, DER SPIEGEL, 12/2011, 2011
- [19] **Dohmen, H.-J.**
Numerische Berechnung der dreidimensionalen Strömung in Axialverdichterlaufrädern, Fachbereich Maschinenbau, Universität Duisburg, Dissertation, 1989
- [20] **Dunham, J., Came, P. M.**
Improvements to the Ainly-Mathieson Method of Turbine Performance Prediction, ASME Turbo Expo 1970, 70-GT-2, Brussels, Belgium, 1970
- [21] **Dynatech R/D Company**
HT0300 – A Computer Program for the Design and Analysis of Axial Turbomachinery – Part I, Massachusetts, USA, 1970
- [22] **Eustace, R. W.**
A Real-World Application Of Fuzzy Logic And Influence Coefficients For Gas Turbine Performance Diagnostics, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27442, Montreal, Canada, 2007
- [23] **Fahrmeir, L., Künstler, R., Pigeot, I., Tutz, G.**
Statistik – Der Weg zur Datenanalyse, Springer Verlag, 5. Auflage, 2007
- [24] **Fawcett, T.**
ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers, HP Labs Tech Report, No. HPL-2003-4
- [25] **Forster, S. F., Röhle, I., Michel, U.**
Abschlussbericht – Optimierung der passiven und aktiven Dämpfung von thermoakustischen Schwingungen, DLR Berlin Charlottenburg, 2004

- [26] **Fuchs, F.**
Entwicklung und Erprobung einer betriebsbegleitenden Datenvalidierung für thermische Kreisprozesse, Institut für Thermische Strömungsmaschinen, Universität Stuttgart, Dissertation, 2002
- [27] **Ganguli, R.**
Data Rectification And Detection Of Trend Shifts In Jet Engine Path Measurements Using Median Filters And Fuzzy Logic, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 124, pp. 809-816, 2002
- [28] **Genrup, M.**
Theory For Turbomachinery Degradation And Monitoring Tools, Department of Heat and Power Engineering, Lund Institute of Technology, Lund University, Licentiate Thesis, Sweden, 2003
- [29] **Heinze, S., Tageman, K., Klang, A., Molker, A.**
Quantitative Risk Assessment For The Performance Estimation Of A Gas Turbine Upgrade, ASME Turbo Expo 2010, GT2010-22487, Glasgow, UK, 2010
- [30] **Hermeler, S., Amedick, V.**
Program Description Flows2m, Internal Report, Siemens AG, 2001
- [31] **International Association for the Properties of Water and Steam**
Revised Release on the IAPWS Industrial Formulation 1997 for the Thermodynamic Properties of Water and Steam, Lucerne, Switzerland, 2007
- [32] **International Organization for Standardization**
Gas Turbines – Acceptance Tests, ISO/FDIS 2314:2009(E), 2009
- [33] **Jansen, M., Schulenberg, T., Waldinger, D.**
Shop Test Result of the V64.3 Gas Turbine, ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 114, pp. 676-681, 1992
- [34] **Johnson, I. A., Bullock, R. O.**
Aerodynamic design of axial-flow compressors, NASA SP35, 1965
- [35] **Kacker, S. C., Okapuu, U.**
A Mean Line Prediction Method for Axial Flow Turbine Efficiency, ASME Turbo Expo 1981, 81-GT58, 1981
- [36] **Kahler, J.**
Fuzzy Control für Ingenieure, Vieweg Verlag, 1995
- [37] **Kalman, R. E.**
A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering, 82 (Series D), pp. 35-45, 1960
- [38] **Kim, J. H., Song, T. W., Kim, T. S., Ro, S. T.**
Model Development And Simulation Of Transient Behavior Of Heavy Duty Gas Turbines, ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 123, pp. 589-594, 2001

- [39] **Koop, A., Moock, H.**
Lineare Optimierung – Eine anwendungsorientierte Einführung in Operations Research, Spektrum Akademischer Verlag, 1. Auflage, 2008
- [40] **Kretschmann, M., Mayer, A., Preis, H., Fiedler, J.**
Verfahren zur Generierung von eigensicheren und qualitätsoptimierten Fahrdynamik Sensorsignalen, 15. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik, pp. 1553-1572, Aachen, Deutschland, 2006
- [41] **Kriegler, B.**
Entwurf eines Fuzzy Logik Systems für die thermodynamische Gas Turbinen Diagnose auf Basis von Betriebsmessdaten, Wissenschaftsbereich II, Verfahrenstechnik, Technische Fachhochschule Georg Agricola zu Bochum, Diplomarbeit, 2010
- [42] **Kurtoglu, T., Mengshoel, O., Poll, S.**
A Framework for Systematic Benchmarking Of Monitoring and Diagnostic Systems, Proceedings of the International Conference on Prognostics and Health Management, 10.1109/PHM.2008.4711454, 2008
- [43] **Kurz, R., Brun, K.**
Gas Turbine Tutorial – Maintenance and Operating Practices Effects On Degradation and Life, Proceedings of the 36th Turbomachinery Symposium, 2007, pp. 173-185
- [44] **Kyriazis, A., Tsalavoutas, A., Mathioudakis, K., Bauer, M., Johanssen, O.**
Gas Turbine Fault Identification by Fusing Vibration Trending and Gas Path Analysis, ASME Turbo Expo 2009, GT2009-59942, Orlando, Florida, USA, 2009
- [45] **Maybeck, P. S.**
Stochastic Models, Estimation and Control – Volume 1, Academic Press Inc., 1979
- [46] **Mönig, R., Mildner, F., Röper, R.**
Viscous-Flow 2D-Analysis Including Secondary Flow Effects, ASME Turbo Expo 2000, 2000-GT-628, Munich, Germany, 2000
- [47] **Novak, R.A.**
Streamline Curvature Computing Procedures for Fluid Flow Problems, Transactions of the ASME – Journal of Engineering for Power, Vol 89, 1967
- [48] **Leusden, C. P., Sorgenfrey, C., Dümmel, L.**
Performance Benefits Using Siemens Advanced Compressor Cleaning System, ASME Turbo Expo 2003, GT2003-38184, Atlanta, Georgia, USA, 2003
- [49] **Lipowsky, H.**
Entwicklung und Demonstration eines integrierten Systems zur Zustandsüberwachung von Gasturbinen, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, Dissertation, 2010
- [50] **Plotts, K., Diatzikis, E.**
A Survey of New Technologies Used By Siemens Energy For The Monitoring And Diagnosis Of A Global Fleet Of Power Generation Systems, ASME Turbo Expo 2009, GT2009-59967, Orlando, Florida, USA, 2009

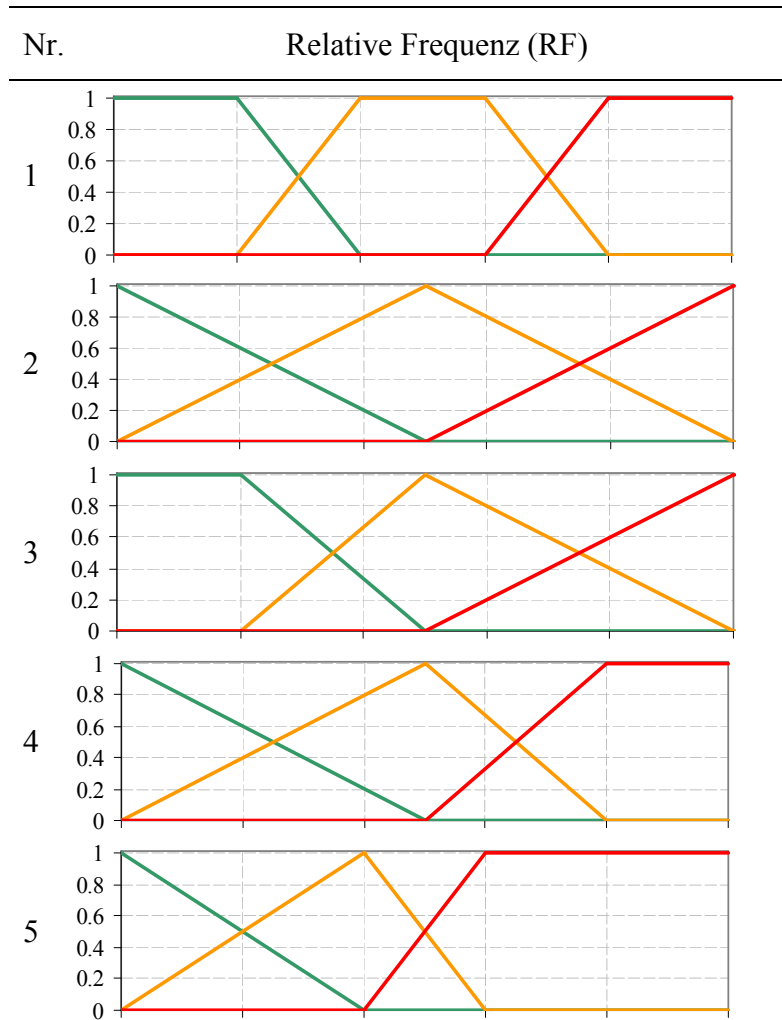
- [51] **Polskaya, Y.**
Methoden zur automatisierten Generierung von Verdichterkennfeldern zur Gasturbinenberechnung, Lehrstuhl für numerische Mathematik, Ruhr-Universität Bochum, Diplomarbeit, 2009
- [52] **Provost, M. J.**
The Use Of Optimal Estimation Techniques In The Analysis Of Gas Turbines, Department of Thermal Power, Cranfield University, PhD Thesis, 1994
- [53] **Ruijsenaars, H. W.**
High Efficiency Particulate Arrestor (HEPA) Combustion Air Filtration: As applied to Industrial Gas Turbines, Siemens Industrial Turbomachinery Ltd, Service Organization, Lincoln, England, 2009
- [54] **Saporito, B.**
How to Build a Job Engine, TIME Magazine, May 2011
- [55] **Schulz, H.-G.**
Modellgestützte Fehlerdiagnose der Sensoren für die Fahrzeug-Querdynamik, Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Universität Duisburg-Essen, Dissertation, 2005
- [56] **Seifer, T.**
Untersuchungen zum Schluckvermögen von Heavy-Duty Gasturbinen in Grund- und Teillast, Technische Fachhochschule Georg Agricola zu Bochum, Diplomarbeit, 2010
- [57] **Seume J., Lechner, C.**
Stationäre Gasturbinen, Springer Verlag, 2003
- [58] **Siemens AG**
Zukunftsweisende Kraftwerkstechnik, Presseerklärung, Informationsnummer EFP201105.064d fp, Mai 2011
- [59] **Siemens AG**
Interne Dokumente
- [60] **SIGAMA**
Siemens Gas Turbine Manual
- [61] **Simon, D. L., Bird, J., Davison, C., Volponi, A. J., Eugene Iverson, R.**
Benchmarking Gas Path Diagnostic Methods: A Public Approach, ASME Turbo Expo 2008, GT2008-51360, Berlin, Germany, 2008
- [62] **Stoff, H., Ebner, P.**
Wie die Wirkungsgrad-Nachrechnung für geometrisch ähnliche Axialverdichter-beschaufelungen geeicht wird, "In-Touch-Magazin" Ausgabe 2007, S.12 -14, Zeitschrift des Absolventenvereins der Fakultät für Maschinenbau an der Ruhr-Universität Bochum, 2007
- [63] **Streit, S.**
Anwendung der Ausgleichsrechnung bei wärmetechnischen Versuchen, Fakultät der technischen Wissenschaften, Technische Hochschule Wien, Dissertation, 1975
- [64] **The MathWorks, Inc.**
Optimization Toolbox Users' Guide, Matlab, Optimization Toolbox 3, 2007

- [65] **Traupel, W.**
Thermische Turbomaschinen, Band 1, 4. Auflage, Springer Verlag, 2001
- [66] **Traupel, W.**
Thermische Turbomaschinen, Band 2, 4. Auflage, Springer Verlag, 2001
- [67] **Urban, L. A.**
Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring, AIAA/SAE 8th Joint Propulsion Specialist Conference, Paper 72-1082, New Orleans, USA, 1972
- [68] **Verein Deutscher Ingenieure (VDI)**
Messunsicherheiten bei Abnahmemessungen an energie- und kraftwerkstechnischen Anlagen – Grundlagen, VDI 2048 Blatt1, Oktober 2000
- [69] **Verein Deutscher Ingenieure (VDI)**
VDI-Wärmeatlas, 10. Auflage, Springer Verlag, 2006
- [70] **Verein Deutscher Ingenieure (VDI)**
VDI-Richtlinie 4670 – Thermodynamische Stoffwerte von feuchter Luft und Verbrennungsgasen, VDI-Handbuch Energietechnik, 2003
- [71] **Volponi, A. J., Brotherton, T., Luppold, R.**
Empirical Tuning Of An On-Board Gas Turbine Engine Model For Real-Time Module Performance Estimation, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27535, Montreal, Canada, 2007
- [72] **Volponi, A. J.**
Foundations of Gas Path Analysis II, Von Karman Institute for Fluid Dynamics, Lecture Series 2003-01: Gas Turbine Condition Monitoring and Fault Diagnosis, 2003
- [73] **Wei, N.**
Significance Of Loss Models In Aerothermodynamic Simulations for Axial Turbines, Division of Heat and Power Technology, Royal Institute of Technology, Stockholm, Doctoral Thesis, Stockholm, 2000
- [74] **Welch, G., Bishop, G.**
An Introduction to the Kalman Filter, Course 8, SIGGRAPH 2001, Los Angeles, USA, 2001
- [75] **Werner, K.**
Improved Gas Turbine Performance Prediction Using a Map Based Fleet Analysis, International Gas Turbine & Aeroengine Congress, ASME 2001-GT-32, New Orleans, LA, USA, 2001
- [76] **Willinger, R.**
Sekundär- und Spaltströmung im axialen Turbinengitter unter Teil-, Nenn- und Überlastbedingungen, Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 7, Nr. 433, VDI Verlag, Düsseldorf, 2002
- [77] **Wu, C. H.**
A General Theory of Three-Dimensional Flow in Subsonic and Supersonic Turbomachines of Axial-, Radial-, and Mixed-Flow Types, TN-2604, NACA, Washington, USA, 1952
- [78] **Yamagami, M., Kodama, H., Kato, D., Tsuchiya, N., Horiguchi, Y., Kazawa, J.**
Unsteady Flow Effects in a High-Speed Multistage Axial Compressor, ASME Turbo Expo 2009, GT2009-59583, Orlando, Florida, USA, 2009

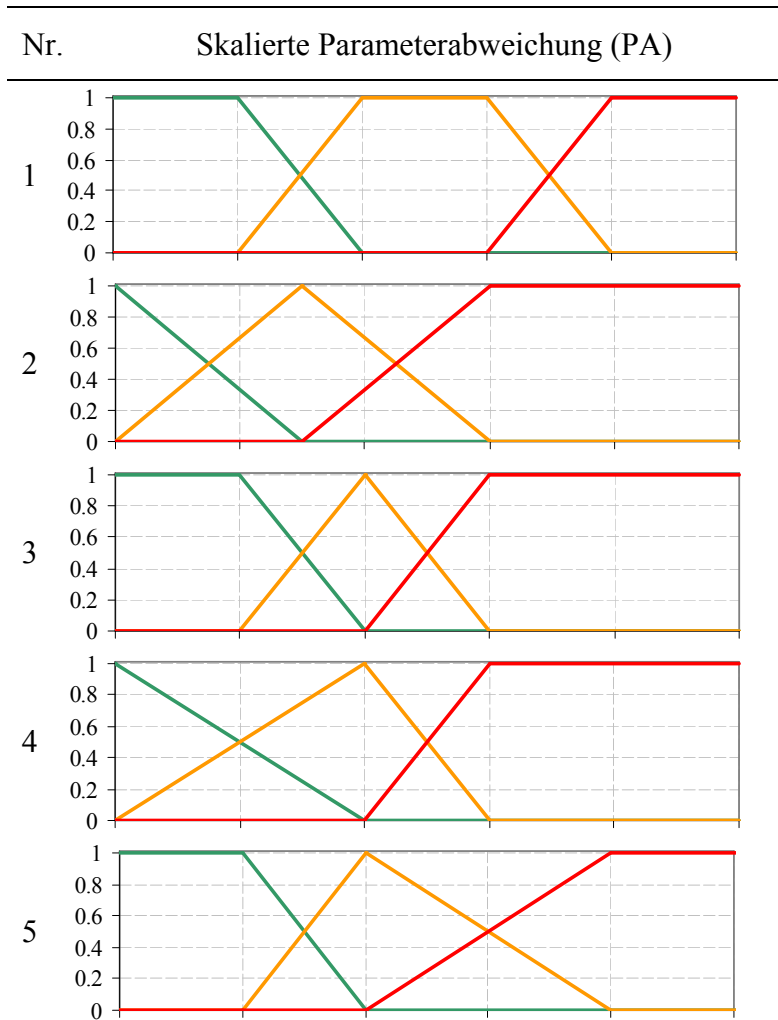
- [79] **Zadeh, L. A.**
Fuzzy Sets, Journal of Information and Control, Vol. 8, 1965
- [80] **Zwingenberg, M., Benra, F.-K., Werner, K.**
Improvement Of Performance Prediction By Automated Assimilation Of Gas Turbine Component Maps, ASME Turbo Expo 2008, GT 2008-51068, Berlin, Germany, 2008
- [81] **Zwingenberg, M., Benra, F.-K., Werner, K.**
Thermodynamische Diagnose von Gasturbinen: Theorie und Praxis, 8. Tagung Technische Diagnostik, Merseburg, Deutschland, 2008
- [82] **Zwingenberg, M., Benra, F.-K., Werner, K.**
Validation Of Operational Gas Turbine Data Using A Model Based Approach, The 13th International Symposium on Transport Phenomena and Dynamics of Rotating Machinery, Honolulu, Hawaii, USA, 2010
- [83] **Zwingenberg, M., Benra, F.-K., Werner, K., Dobrzynski, B.**
Generation Of Turbine Maps Using A Fusion Of Validated Operational Data And A Streamline Curvature Method, ASME Turbo Expo 2010, GT 2008-22738, Glasgow, UK, 2010
- [84] **Zwingenberg, M., Benra, F.-K., Werner, K.**
Entwicklung und Tuning eines Mehr-Fehler-Isolators für die thermodynamische Diagnose von Gasturbinen, 9. Tagung Technische Diagnostik, Merseburg, Deutschland, 2010

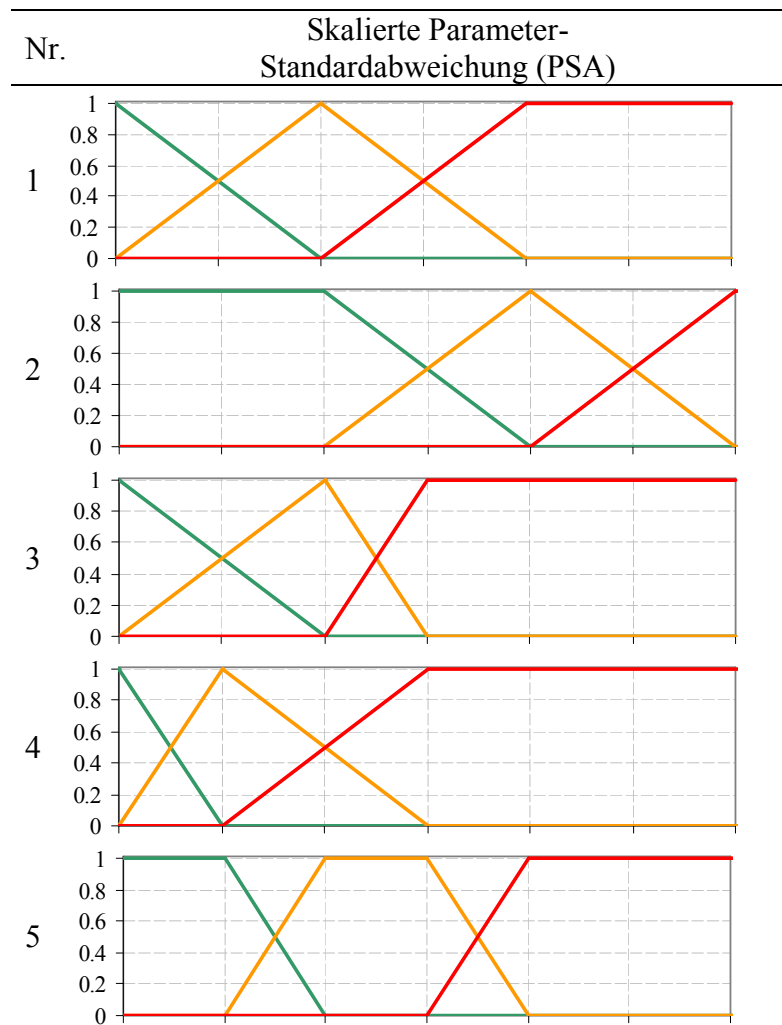
Anhang

A. 1 Variationen der Zugehörigkeitsfunktionen der MFI für die relative Frequenz



A. 2 Variationen der Zugehörigkeitsfunktionen der MFI für die skalierte Parameterabweichung



A. 3 Variationen der Zugehörigkeitsfunktionen der MFI für die skalierte Standardabweichung der Parameter

Lebenslauf

Der Lebenslauf ist in der Online-Version aus Gründen des Datenschutzes nicht enthalten.